

**UNIVERSITE DE SAAD DAHLEB DE BLIDA**



**Faculté des Sciences**  
Département d'Informatique

**Mémoire Présenté par :**

Bacha Siham

Et

Bendali Samah

En vue d'obtenir le diplôme de Master

Domaine : Informatique

Filière : Informatique

Spécialité : Génie logiciel

**Analyse d'Images rétiniennes pour l'Aide au Diagnostic Médical  
Par Raisonnement à Base de Cas**

Soutenue le : juillet 2011, devant le jury composé de :

..... Chargé de Cours, U de Blida

Président

..... Chargé de Cours, U de Blida

Examineur

..... Chargé de Cours, U de Blida

Rapporteur

Blida, Juillet 2011

## *Remerciements*

*Nous remercions avant tout Dieu tout puissant qui nous a donné la force et le courage pour réaliser ce modeste travail.*

*Nous tenons à remercier nos promotrices Melle BENBLIDIA et Melle REGUIEG pour leur grande aide, coopération, et vaillance pour la réalisation de ce travail, prie Dieu de leurs donné toute la force pour continuer leurs noble mission.*

*Nous remercions tous les enseignants du département d'informatique, pour nous avoir formées tout au long de notre cursus, et nous espérons pouvoir être à la hauteur de leur espérance dans le futur proche*

*Nous remercions tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce projet.*

## Dédicaces

*Je tiens à remercier d'abord ALLAH le tout puissant de m'avoir donné le courage et d'avoir facilité la réalisation de ce travail.*

*A ceux que personne ne peut composer les sacrifices qu'ils ont consentis pour mon éducation et mon bien être, pour leur soutien durant toute ma carrière et leur encouragements : mes très chers parent mon père et ma mère qu'Allah me les garde.*

*A mon frere : Ismail.*

*A ma sœur : yasmine.*

*A mes grand-parent.*

*A mon binome : Samah.*

*A mes amis.*

*A tous ceux qui ont marqué mes années de fac pour les moments partagés.*

*Je vous dédie ce travail.*

*Siham.*

## Résumé

Dans ce travail, nous nous intéressons à l'imagerie rétinienne et plus précisément aux images angiographiques pour l'aide à la décision diagnostique d'une pathologie très répandue : la rétinopathie diabétique. Notre objectif est de concevoir un système pour la détection automatique des microanévrismes, premier signe de la rétinopathie diabétique, par l'intégration du traitement d'image dans la représentation des connaissances d'un système de raisonnement à partir de cas. Ce système comporte une étape de recueil de données qui permet l'identification des microanévrismes (RDI = Région D'Intérêt) à partir d'une image angiographique. L'étape de classification repose sur l'estimation d'un degré de flou qui décide si le RDI obtenu correspond à un vrai positif (microanévrisme) ou à un faux positif.

**Mots clés:** *Raisonnement à base de cas, Traitement d'image, Classification, Rétinopathie diabétique, Aide au diagnostic, Image angiographique.*

# Summary

In this work, we focus on retinal imaging and more specifically to the angiographic images for decision support diagnosis of a disease widespread: diabetic retinopathy. Our goal is to design a system for automatic detection of microaneurysms, the first sign of diabetic retinopathy, the integration of image processing in the knowledge representation of a system of case-based reasoning. This system includes a step of data collection that allows the identification of microaneurysms (ROI = region of interest) from an angiographic image. The classification stage is based on the estimation of a degree of vagueness that decides whether the ROI obtained corresponds to a true positive (microanévrisme) or a false positive.

**Keywords:** Case Based Reasoning, Image processing, Classification, Diabetic retinopathy, Aided Diagnosis , Angiographic images.

## ملخص

في هذا العمل، نركز على صور شبكية العين وبشكل أكثر تحديدا لوحات التصوير الوعائي للتشخيص عند الاشخاص المصابين بالسكري. هدفنا هو تصميم نظام للكشف التلقائي عن microaneurysms، و التي هي أولى بوادر المرض. من اعتلال الشبكية السكري، ودمج ومعالجة الصور في تمثيل المعرفة لنظام للقضية على أساس المنطق. هذا النظام يشمل مرحلتين الاولى مخصصة لجمع البيانات التي تسمح بتحديد هوية microaneurysms (I = منطقة الاهتمام) المستخرجة من صورة التصوير الوعائي. المرحلة الثانية هي مرحلة التصنيف وتستند على وتقدير درجة من الغموض () الذي يقرر ما إذا كانت RDI تمثل (micooanévrisme) صحيح أو خاطئ.

الكلمات الرئيسية : Raisonnemnt à partir de cas ، معالجة الصور ، اعتلال السكري لشبكية العين ، مساعدة في التشخيص ، وصور التصوير الوعائي.

# Sommaire

<b>Introduction générale</b>	<b>1</b>
<b>Chapitre 1 : Contexte biomédical</b>	
1.1. Introduction	4
1.2. L'anatomie de l'œil	4
1.2.1 La tunique fibreuse	5
1.2.2 La tunique uvéale	5
1.2.3. La tunique nerveuse	5
1.3. La rétinopathie diabétique	7
1.3.1. Présentation de la maladie	7
1.3.2. Epidémiologie de la rétinopathie diabétique	8
1.3.3. Examen ophtalmologique du diabétique	9
1.3.3.1. Examen clinique	9
1.3.3.2. Examen d'angiographie rétinienne à la fluorescéine	11
1.3.4. Classification de la rétinopathie diabétique	13
1.3.5. Les microanévrismes	15
1.3.6. Dépistage et surveillance de la rétinopathie diabétique	17
1.4. Conclusion	18
<b>Chapitre 2 : Raisonnement à Partir de Cas</b>	
2.1. Introduction	20
2.2. Principe du RàPC	20
2.2.1. Définition du RàPC	20
2.2.2. Le raisonnement par analogie : le carré d'analogie et le RàPC	20
2.3. Modèles de RàPC	21

2.3.1. Modèle textuel	22
2.3.2. Modèle structurel	22
2.3.3. Modèle conversationnel	23
2.4. Cycle du RàPC	24
2.4.1. Phase d'élaboration (Représentation d'un cas)	25
2.4.1.1. Structure d'un cas	25
2.4.2. Phase de remémoration (Recherche de cas similaire)	26
2.4.2.1. Organisation de Mémoire (représente la base de cas du RàPC)	26
2.4.2.2. Indexation de la base des cas	26
2.4.2.3. Mesure de similarité	27
2.4.3. Phase d'adaptation (ou Réutilisation)	28
2.4.4. Phase de Révision	29
2.4.5. Phase d'apprentissage	30
2.5. Containers de connaissances	31
2.6. Domaines d'application du RàPC	31
2.7. Les systèmes médicaux existants basés sur le RàPC	32
2.8. Traitement d'image et le RàPC	33
2.8.1. Le raisonnement et l'imagerie	34
2.8.2. Intégration de l'imagerie et le RàPC	34
2.8.2. 1. Représentation de cas	34
2.8.2.2. Recherche d'informations d'images	35
2.8.2.3. Mesure de similarité	35
2.8.3. L'analyse d'image et le RàPC	35
2.8.4. Application du RàPC dans l'imagerie médicale	36
2.9. Conclusion	37
<b>Chapitre 3 : Analyse d'images médicales</b>	
3.1. Introduction	39

3.2. Chaîne D'analyse d'image médicale	39
3.3. Prétraitement	40
3.3.1. Amélioration d'image	40
3.3.1.1. Restauration d'images	40
3.3.1.2. Elimination de bruit	40
3.3.1.3. Les Filtres	41
3.4. Segmentation	43
3.4.1. Segmentation par régions	44
3.4.2. Segmentation par Contours	45
3.4.3. Segmentation par morphologie mathématique	46
3.4.3.1. Définition	46
3.4.3.2. Elément structurant	46
3.3.3.3. Opérations de base	47
3.3.3.4. Les filtres morphologiques	50
3.5. Travaux existants	53
3.6. Conclusion	53
<b>Chapitre 4 : Détection des microanévrismes par le RàPC</b>	
4.1. Introduction	54
4.2. Méthodologie adoptée	54
4.2.1. Description générale du système	54
4.2.2. Procédure de recueil de données	55
4.2.2.1. Le prétraitement	56
4.2.2.2. La segmentation d'image	58
4.2.2.3 Caractérisation	60
4.2.3. La classification par le système RàPC	62
4.2.4.1. Phase Elaboration	62

4.2.4.2. Phase remémoration (Recherche de cas similaire)	63
4.2.4.3. Phase d'adaptation (Réutilisation)	64
4.2.4.4. Phase Révision	65
4.2.4.5. Phase apprentissage	66
4.3. Implémentation et mise en œuvre du système	66
4.3.1-Environnement de Programmation	66
4.3.1.1. MATLAB	66
4.3.1.2. SQL Server	66
4.3.2. Présentation du logiciel réalisé MicoCBR	67
4.3.2.1. Fenêtre principale	67
4.3.2.2. Panneau Recueil de données	67
4.3.2.3. Panneau Classification par RàPC	68
4.3.2.4. Panneau Diagnostic final	69
4.3.3. Application et interprétation des résultats	70
4.3.3.1. Phase recueil de données	70
4.3.3.2. Phase classification par le RàPC	73
4.3.3.3. Phase diagnostic final	76
4.4. Conclusion	77
<b>Conclusion générale</b>	<b>78</b>
<b>Bibliographie</b>	

## Liste des figures

<b>Figure 1.1</b> : Anatomie de l'œil	4
<b>Figure 1.2</b> : Structure de la rétine	6
<b>Figure 1.3</b> : L'effet de la rétinopathie diabétique sur la vision	8
<b>Figure 1.4</b> : Dépistage de la rétinopathie diabétique	9
<b>Figure 1.5</b> : Panoramique couleur du fond d'œil	10
<b>Figure 1.6</b> : Temps d'une angiographie rétinienne à la fluorescéine	11
<b>Figure 1.7</b> : Microanévrismes et hémorragies punctiformes	16
<b>Figure 1.8</b> : <i>Microphotographie d'une rétine de patient atteint de rétinopathie diabétique</i>	17
<b>Figure 1.9</b> : Réalisation du dépistage de la RD	18
<b>Figure 2.1</b> : Le carré d'analogie	21
<b>Figure 2.2</b> Exemple de cas pour le modèle structurel	22
<b>Figure 2.3</b> : Exemple de cas pour le modèle conversationnel	23
<b>Figure 2.4</b> : Principales étapes dans le processus d'un système de RàPC	25
<b>Figure 2.5</b> : Les containers de connaissances	31
<b>Figure 2.7</b> : La structure des tâches de synthèse	32
<b>Figure 2.8</b> : Différentes représentations de la molécule	34
<b>Figure 2.9</b> . Représentation d'image et mesures de similarité	35
<b>Figure 3.1</b> : La chaîne d'analyse d'image	39
<b>Figure 3.2</b> : La phase de prétraitement	40
<b>Figure 3.3</b> : Effet de bruit	41
<b>Figure 3.4</b> : Exemple du filtre moyen	43
<b>Figure 3.5</b> : Segmentation par contours	46
<b>Figure. 3.6</b> . Exemple d'érosion et de dilatation binaire	49
<b>Figure. 3.7</b> . Exemple d'érosion et de dilatation à niveaux de gris sur une image	50
<b>Figure. 3.8</b> : Exemple de fermeture et d'ouverture par un élément structurant à niveaux de gris sur une image 1D	51
<b>Figure 4.1</b> : L'architecture du système	55
<b>Figure 4.2</b> : Différentes étapes de la procédure de recueil de données	56
<b>Figure 4.3</b> : Microanévrisme et le réseau vasculaire dans une image angiographique	57
<b>Figure 4.4</b> : La caractéristique de contraste	61
<b>Figure 4.5</b> : L'architecture du système RàPC	62
<b>Figure 4.6</b> : Structure d'un cas de classification	63

<b>Figure 4.7</b> : Fenêtre principale	67
<b>Figure 4.8</b> : Phase de recueil de données	68
<b>Figure 4.9</b> : Phase Classification par le RàPC	69
<b>Figure 4.10.</b> Phase de diagnostic final	70
<b>Figure 4.11</b> : L'image angiographique après la correction de l'illumination non uniforme	71
<b>Figure 4.12</b> : L'image angiographique après l'application du supremum d'ouvertures	71
<b>Figure 4.13</b> : L'image angiographique après l'application du chapeau haut de forme	72
<b>Figure 4.14</b> : L'influence du seuil sur les résultats	72
<b>Figure 4.15</b> : L'application de l'algorithme de croissance de régions	73
<b>Figure 4.16.</b> Phase Elaboration	74
<b>Figure 4.18</b> : Phase Adaptation	75
<b>Figure 4.19</b> : Phase Révision	75
<b>Figure 4.20</b> : Phase Apprentissage	76
<b>Figure 4.21</b> : Résultat Final	76

## Liste des tableaux

<b>Tableau 3.1 :</b> Les éléments structurants élémentaires les plus usuels	47
<b>Tableau 2.1:</b> <i>Adaptation</i> de cas, recherche de cas, segmentation d'image et image interprétation	36
<b>Tableau 2.2 :</b> Couleur, forme, contour, texture	37

# Introduction générale

## Introduction générale

Aujourd'hui l'imagerie médicale est l'un des champs d'application privilégiés des techniques de l'analyse numérique d'images. Nous nous intéressons en particulier à l'imagerie rétinienne pour l'aide au diagnostic de la rétinopathie diabétique. En effet, avec l'avènement des systèmes d'angiographie rétinienne numérisée, il est possible d'analyser de manière automatique les images angiographiques afin de faciliter et d'améliorer le diagnostic de la rétinopathie diabétique.

En médecine particulièrement, la connaissance des experts n'est pas réduite seulement à des règles, mais à un mélange de connaissances théoriques et pratiques. Ces dernières reposent sur des cas typiques et d'autres exceptionnels, et le raisonnement des médecins prend en compte les deux [1]. Les systèmes de connaissances médicales contiennent deux types de connaissances: la connaissance objective, que l'on retrouve dans les ouvrages médicaux et la connaissance subjective qui change fréquemment. Les deux types de connaissances peuvent être clairement séparés: la connaissance objective des ouvrages peut être représentée sous forme de règles ou de fonctions, tandis que la connaissance subjective est contenue dans des cas. Le problème de l'actualisation du changement des connaissances subjectives peut être résolu par l'intégration graduelle de nouvelles mises à jour des cas [1]. Les expériences sont synonymes de cas concrets qui font intervenir des connaissances approximatives, mal définies ou vagues, ou exprimées en langage humain. Le raisonnement à base s'appuie sur la réutilisation d'expériences passées, stockées dans une base de cas, pour résoudre de nouveaux problèmes.

La rétinopathie diabétique est une complication du diabète, elle est une cause importante de malvoyance et la première cause de cécité chez les sujets de moins de 60 ans, en Algérie ainsi que dans l'ensemble des pays industrialisés. La prévalence de la rétinopathie diabétique augmente avec la durée du diabète. La rétinopathie diabétique est une maladie silencieuse pendant de nombreuses années. Les symptômes n'apparaissent qu'au stade des complications.

La surveillance ophtalmologique régulière tout au long de la vie des diabétiques devrait permettre d'éviter l'évolution vers des complications graves de la rétinopathie diabétique. La surveillance régulière est basée sur l'interprétation de l'image

angiographique. Cependant, le nombre insuffisant des ophtalmologues rend difficile la l'analyse des données pour cette maladie.

Afin de palier à cette insuffisance des spécialistes dans ce domaine, ce travail portera sur l'analyse d'image angiographique par le raisonnement à base de cas (RàPC) et son application dans le domaine biomédicale. Il s'agira donc de concevoir un système qui permettra le dépistage et le suivi de la rétinopathie diabétique. Il assistera le médecin dans sa prise de décision et améliorera son diagnostic sur la pathologie. Il pourra réduire ainsi les coûts et le nombre de spécialistes estimés pour la réalisation du suivi et la surveillance de la progression de la pathologie.

Le système développé permet de détecter automatiquement les microanévrismes qui sont le premier signe de la rétinopathie diabétique en analysant automatiquement une image angiographique. Les principales composantes du système consistent à améliorer et segmenter l'image. La segmentation d'images donne en résultat un nombre de régions d'intérêts (RDIs) qui correspondent à des microanévrismes candidats pour lesquelles un nombre de caractéristiques est calculé. La classification des RDIs basée sur le RàPC permet de décider si la région d'intérêt correspond à un microanévrisme.

### **Organisation du mémoire**

Notre mémoire est composé de quatre chapitres qui sont les suivants :

#### Chapitre 1 : Contexte biomédical

Ce chapitre préliminaire décrit le cadre biomédical du projet : anatomie de l'œil particulièrement la rétine, la pathologie oculaire à laquelle nous nous intéressons, la rétinopathie diabétique, le dépistage et la surveillance de cette dernière, les différentes techniques d'exploration de la rétine notamment l'angiographie rétinienne à la fluorescéine.

#### Chapitre 2 : Raisonnement à partir de cas

Ce chapitre est consacré à la présentation du raisonnement à partir de cas, ses principes généraux, ses modèles et les différentes phases qui le composent, les différentes sources de connaissances. Nous terminons ce chapitre par citer les différentes manières d'intégration du raisonnement à partir de cas et le traitement d'image.

### Chapitre 3 : Analyse d'images médicales

Ce chapitre décrit la chaîne d'analyse d'image, ses différentes phases et montre l'intérêt de chaque phase. Il parcourt particulièrement les principes de la morphologie mathématiques et ses opérations de base.

### Chapitre 4 : Détection des microanévrismes par le RàPC

Ce chapitre contient deux parties. La première partie est consacrée à la description détaillée de l'approche adoptée, pour la détection des structures pathologiques les plus précoces de la rétinopathie diabétique : les microanévrismes. La deuxième partie décrit le système conçu : MicroCBR.

# Chapitre 1 :

## Contexte biomédical

## 1.1. Introduction

L'œil est une merveille de la nature, un des organes les plus perfectionnés de notre corps. Miroir de nos émotions et de nos pensées secrètes ; les yeux nous apportent une quantité fabuleuse d'informations car ils contiennent des photorécepteurs sensibles à la lumière. Le fonctionnement de l'œil peut être comparé à ce qui se passe quand on prend une photographie. Comme l'appareil photographique, les yeux permettent le contrôle de la focalisation d'une quantité de lumière à travers une lentille sur une surface photosensible ou une pellicule. Mais les yeux sont bien différents d'un appareil photographique, car après que l'image soit produite, elle est intégrée dans le système nerveux central [2].

## 1.2. L'anatomie de l'œil

L'œil est situé dans l'orbite, une cavité dans la crâne : il a environ 2.5 cm de diamètre. La paroi de l'œil est formée de 3 tuniques [3] : la tunique fibreuse, la tunique uvéale, la tunique nerveuse. Ces tuniques enferment des milieux transparents : l'humeur aqueuse, le cristallin, le corps vitré.

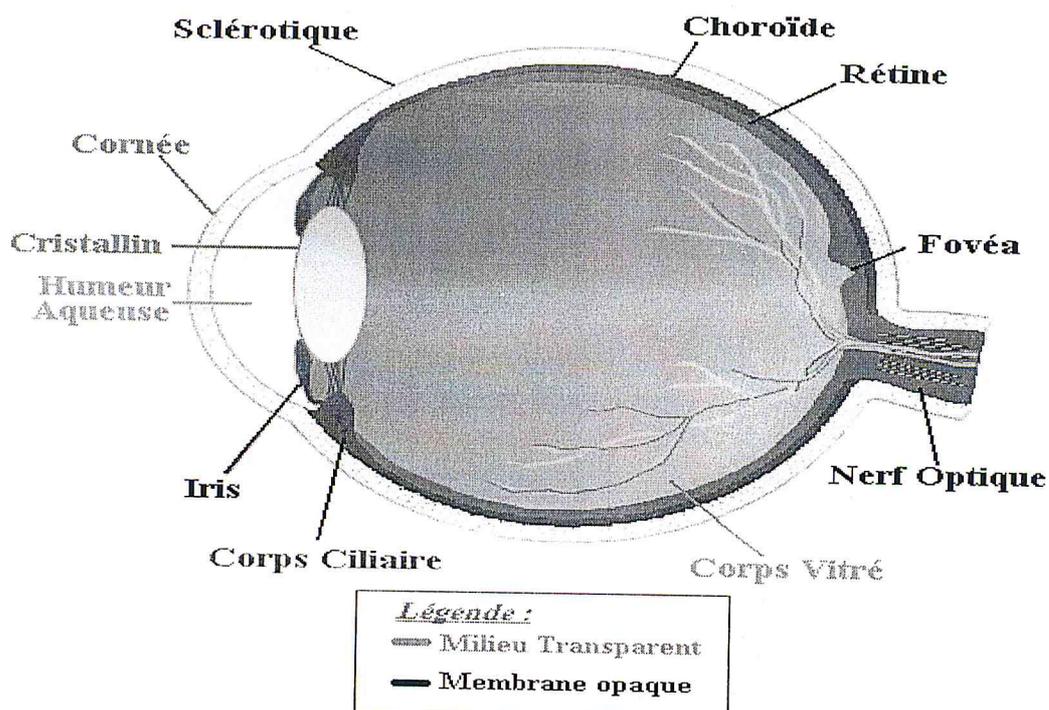


Figure 1.1 : Anatomie de l'œil [4]

### 1.2.1. La tunique fibreuse

La tunique fibreuse, externe, se compose de la sclérotique opaque en arrière et de la cornée transparente en avant.

*La Sclérotique:* une enveloppe de protection. Elle recouvre environ les cinq sixièmes de la surface de l'œil. Elle donne à l'œil sa couleur blanche et sa rigidité.

*La cornée:* constitue la lentille principale du système optique oculaire. Pour que ce tissu puisse remplir sa fonction, il doit être transparent et tout concourt à assurer cette transparence. La cornée est enchâssée dans l'ouverture antérieure de la sclérotique, elle est la structure qui a la plus grande sensibilité tactile du corps humain.

### 1.2.2. La tunique uvéale

La tunique uvéale, dite aussi uvée, se compose de 3 éléments : l'iris en avant, le corps ciliaire, la choroïde en arrière.

*L'iris:* est la partie colorée de l'œil, il permet de contrôler la taille de la **pupille** (ouverture centrale de l'œil) et donc la quantité de lumière: diaphragme de l'œil. La contraction ou la dilatation réflexe règlent la quantité de lumière pénétrant dans l'œil par la pupille.

*Le corps ciliaire:* est représenté par un épaissement de l'uvée situé en couronne derrière l'iris contenant des fibres musculaires lisses et des vaisseaux sanguins.

*La choroïde:* est une couche vasculaire de couleur noire qui tapisse les trois cinquièmes postérieurs du globe oculaire. C'est le tissu nourricier de l'œil, il est très riche en vaisseaux sanguins afin de nourrir les photorécepteurs de la rétine.

### 1.2.3. La tunique nerveuse

La tunique nerveuse se compose de :

*La rétine:* La rétine est un tissu transparent qui est responsable de la transformation de la lumière en impulsion électrique. C'est une structure complexe formée de deux couches de cellules pigmentaires, et de neurones qui reçoivent les rayons lumineux et les convertissent

chimiquement en influx nerveux. La rétine recouvre la partie postérieure de l'œil, mais seule sa partie la plus postérieure est photosensible. Il existe deux types de photorécepteurs [2]:

a. *Les bâtonnets*: les plus nombreux, essentiellement situés au niveau de la rétine périphérique, sont responsables de la vision périphérique en lumière de faible intensité. Ils ont une très grande sensibilité à la lumière, d'où leur capacité à percevoir de très faibles lueurs la nuit. Ainsi ils ont une très faible perception des détails et des couleurs car plusieurs dizaines de bâtonnets ne sont liés qu'à une seule fibre du nerf optique.

b. *Les cônes*: dans principalement regroupés dans la rétine centrale, au sein d'une zone ovale appelée, macula, sont destinés à la vision des détails et à la vision colorée. Ainsi ils ont une très bonne sensibilité aux couleurs. Ils sont de trois types selon le pigment qu'ils contiennent et ont donc une sensibilité à des ondes lumineuses de longueurs différentes: cônes contenant de l'**érythrosine** (sensibles au rouge), de la **chloropsine** (vert), du **cyanopsine** (bleu).

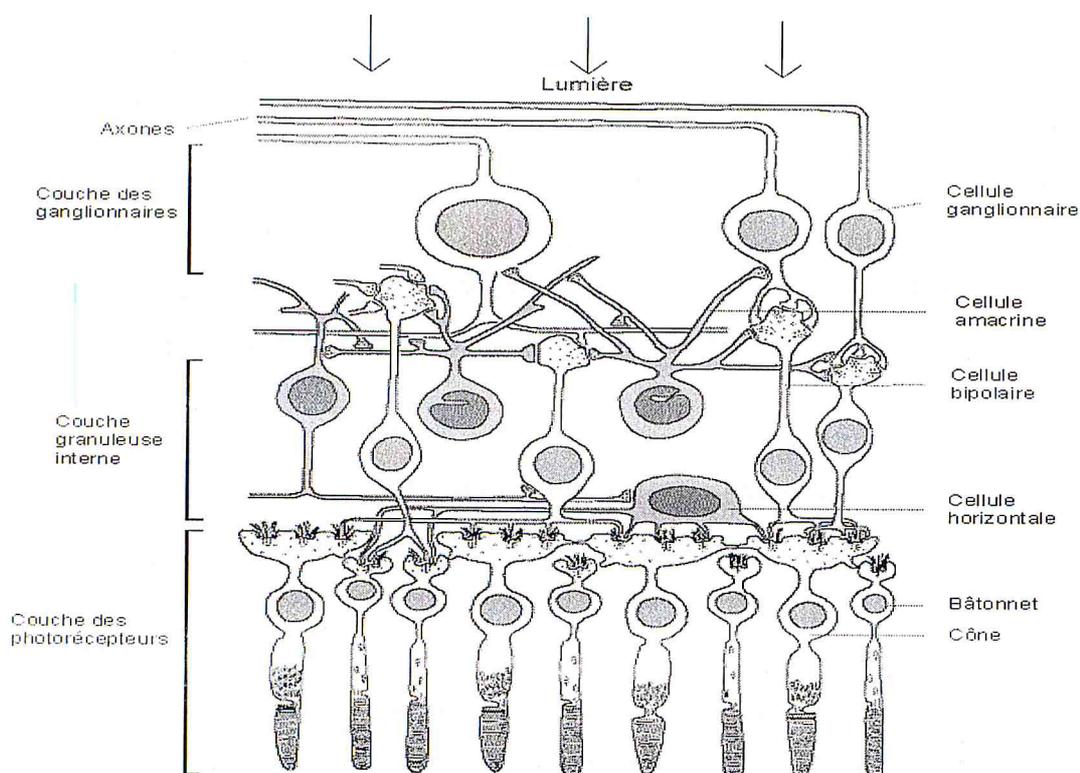
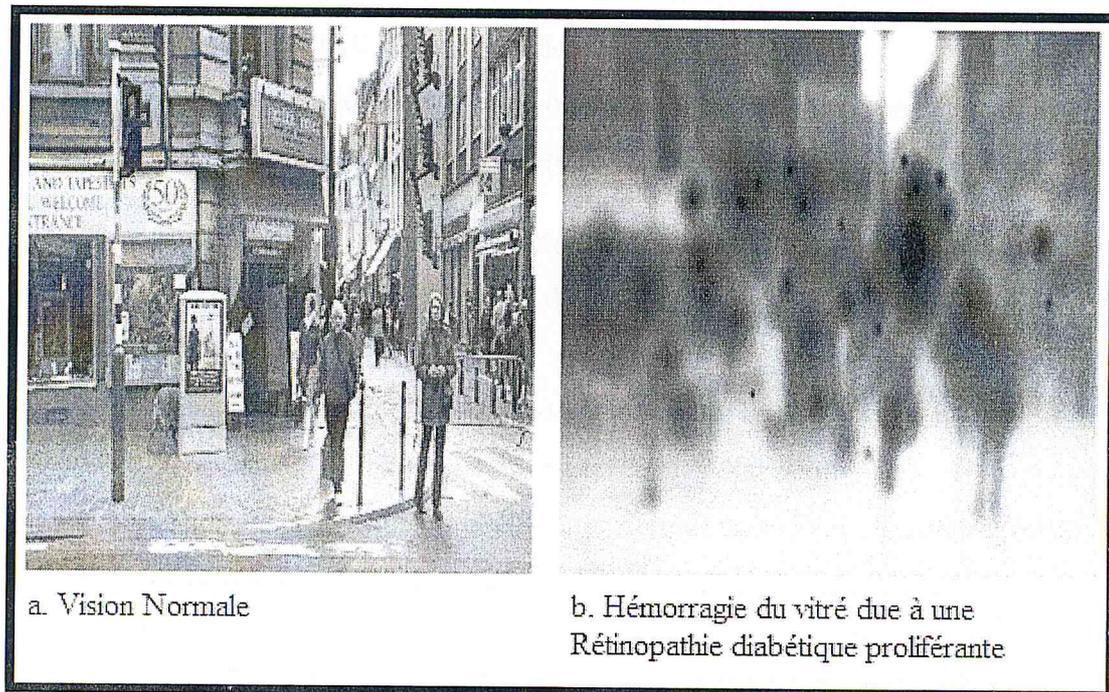


Figure 1.2 : Structure de la rétine [4]

Deux endroits importants de la rétine sont encore à définir: la fovéa et la tache aveugle.

*La fovéa* : est le centre géométrique de la rétine plus précisément la zone centrale de la macula. Elle possède une forte densité de cônes, ce qui explique la perfection et la précision

caractérisent la rétinopathie diabétique suivent une évolution prédictible sans variations majeures dans leur ordre d'apparition. La rétinopathie diabétique est le résultat de troubles vasculaires rétiniens. Les stades précoces se caractérisent par des occlusions et des dilatations vasculaires rétiniennes. Ensuite, elle évolue vers une rétinopathie proliférative avec apparition de néo-vaisseaux. L'apparition du l'œdème maculaire réduit souvent considérablement la vision.



**Figure 1.3 :** *L'effet de la rétinopathie diabétique sur la vision*

### 1.3.2. Epidémiologie de la rétinopathie diabétique

Le diabète est une maladie très répandue dans le monde moderne. On compte environ 150 millions de personnes en souffrent et ce chiffre pourrait bien doubler d'ici 2025 à travers le monde [6].

Le diabète de type 2 est beaucoup plus fréquent que le diabète de type 1 puisqu'il représente environ 90 % des cas mondiaux. Pourtant, le risque de rétinopathie diabétique est plus élevé en cas de diabète de type 1 [6].

En Algérie, Plus de 2 500 000 personnes diabétiques. Le nombre des diabétiques en Algérie est passé d'un million de personnes en 1993, à plus de 2 500 000 personnes en 2007, soit 10% de la population. Ces statistiques établies par l'OMS [7].

présence d'une RD et de préciser sa sévérité. La figure 1.5 montre une photographie du pôle postérieur et 8 clichés de la périphérie rétinienne. Il couvre le champ d'environ 120° du fond d'œil.

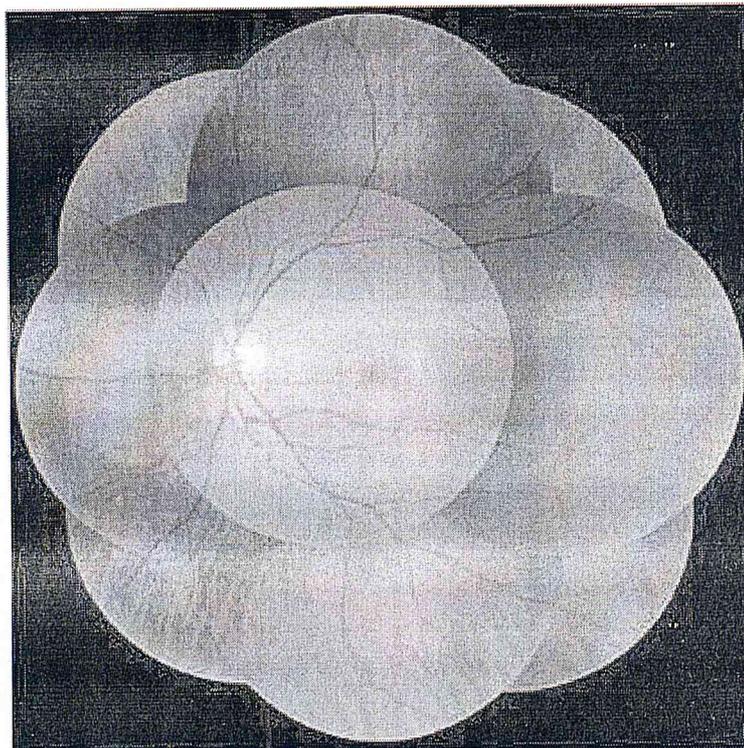


Figure 1. 5 : *Panoramique couleur du fond d'œil* [10]

Les principales lésions de la rétinopathie diabétique sont :

- Les **microanévrismes** rétiens et les **hémorragies** sont les premiers signes ophtalmoscopiques de la RD. Ils apparaissent sous forme de lésions ponctiformes rouges de petite taille. Les hémorragies rétiniennes ponctiformes sont parfois difficiles à distinguer des microanévrismes.
- Les **nodules cotonneux** sont des lésions blanches, superficielles et de petite taille. Ils correspondent à l'accumulation de matériel axoplasmique dans les fibres optiques. Ils traduisent une occlusion des artéioles pré-capillaires rétiniennes.
- D'autres signes, évocateurs d'**ischémie rétinienne** sévère, sont recherchés comme des hémorragies intra-rétiniennes étendues, des **anomalies veineuses** à type de dilatation veineuse irrégulière « en chapelet » ou de boucles veineuses, des **anomalies microvasculaires intra rétinienne** (ou les AMIR) qui sont des dilatations vasculaires.

- Au niveau de la macula, l'examen clinique recherche un épaissement rétinien témoin d'un **œdème maculaire**. Lorsque celui-ci est important, il prend un aspect d'œdème maculaire cystoïde (OMC)
- Les **exsudats secs** sont des accumulations de lipoprotéine dans l'épaisseur de la rétine, ils apparaissent sous forme de dépôts jaunes, et sont habituellement disposés en couronne.
- Les **néovaisseaux pré-rétiens** et **prépapillaires** témoignent d'une rétinopathie diabétique proliférante. Ils apparaissent sous forme d'un lacis vasculaire à la surface de rétine ou de la papille.

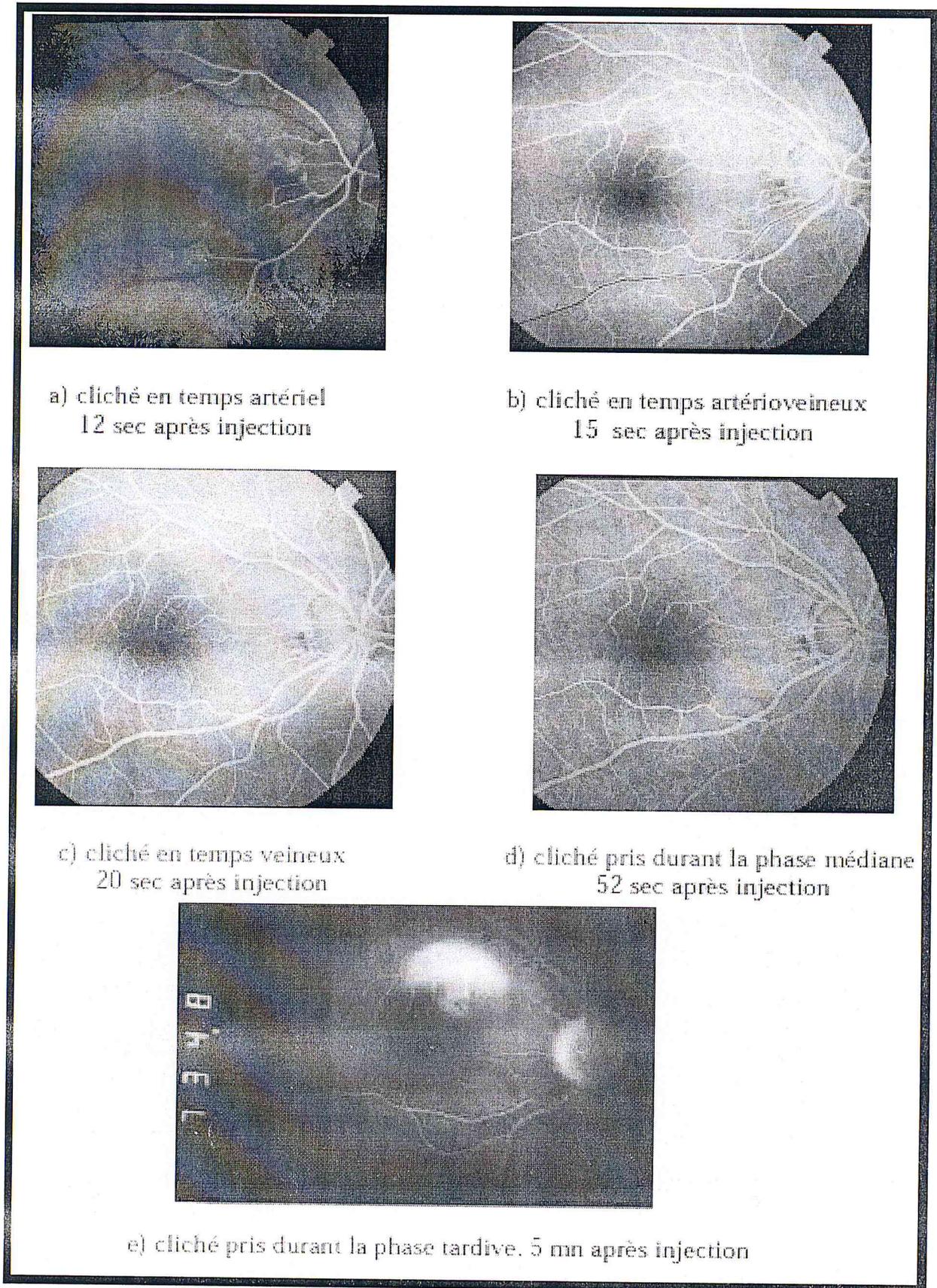
### 1.3.3.2. Examen d'angiographie rétinienne à la fluorescéine

L'angiographie à la fluorescéine est réalisée lorsqu'il existe une RD. Elle aide à préciser son niveau de gravité de la RD, en visualisant en particulier l'étendue de l'ischémie rétinienne. L'angiographie à la fluorescéine consiste, après injection de fluorescéine dans une veine du pli du coude, à observer et photographier grâce à des filtres appropriés le passage du colorant dans l'arbre vasculaire choroïdien et rétinien. Elle est précédée de photographies sans injection de pôle postérieur et éventuellement de la périphérie rétinienne [8].

#### *Phases fondamentales d'une angiographie à la fluorescéine*

Après injection de la fluorescéine, son transit à travers les différents compartiments vasculaires permet de distinguer les temps circulatoires suivants [11] (figure 1.6):

- Le temps artériel: débutant environ 10 à 12 secondes après injection de la fluorescéine. Il correspond à l'arrivée de la fluorescéine dans l'artère centrale de la rétine.
- Le temps rétinien artérioveineux ou le temps veineux précoce : cette phase est marquée par l'apparition du produit de contraste sous forme d'un courant laminaire fluorescent sur le bord des veines.
- Le temps veineux rétinien au cours duquel l'ensemble du réseau vasculaire est rempli. La phase médiane : appelée aussi la phase circulatoire, elle correspond à un degré de fluorescence égale entre les artères et les veines. L'intensité de la fluorescence du produit de contraste commence à diminuer très lentement durant cette phase.



**Figure 1.6 :** *Temps d'une angiographie rétinienne à la fluorescéine [11]*

- La phase tardive : appelée aussi la phase éliminatoire, elle se manifeste au niveau de la vascularisation choroïdale et rétinienne par une élimination graduelle de la fluorescéine. La coloration du disque optique durant cette phase est tout à fait normale et toute autre région montrant une hyperfluorescence tardive est un indice d'une anomalie.

#### 1.3.4. Classification de la rétinopathie diabétique

De nombreuses classifications de la RD ont été proposées et se sont succédées. La plus récente étant celle de l'Early Treatment Diabetic Retinopathy Study (ETDRS). Pour la pratique clinique, des classifications simplifiées sont nécessaires [5].

La rétinopathie diabétique débute par un stade de RDNP et évolue vers la RDNP sévère (ou préproliférante) caractérisée par une ischémie rétinienne étendue, puis vers le stade de RDP caractérisée par la prolifération de néovaisseaux à la surface de la rétine et/ou sur la papille. L'œdème maculaire est associé au RDNP ou RDP.

En pratique clinique, la classification est la suivante :

#### **Pas de rétinopathie diabétique (RD)**

#### **RDNP (rétinopathie diabétique non proliférante) :**

##### RDNP minime :

- petit nombre de microanévrisme, d'hémorragies rétinienne ponctiformes.
- en angiographie : micro-occlusions capillaires et diffusions intra rétinienne localisées.

##### RDNP modérée :

- Microanévrisme et/ou hémorragies en flammèches ou ponctuées nombreux ;
- Nodules cotonneux.
- AMIR peu nombreuses (dans moins d'un quadrant de la périphérie rétinienne).
- anomalies veineuses (dans moins de deux quadrants de la périphérie rétinienne).
- hémorragies intra rétinienne en flaques dans moins de quatre quadrants de la périphérie rétinienne.
- territoires d'ischémie rétinienne localisés, de petite taille, peu ou assez nombreux en périphérie et/ou au pôle postérieur en angiographie.

*RDNP sévère (ou préproliférante):*

Elle correspond à un stade à haut risque d'évolution vers la néovascularisation. Sa définition est stricte et correspond à un des trois critères suivants :

- hémorragies rétiniennes en « tache » dans quatre quadrants de la périphérie rétinienne.
- et/ou anomalies veineuses en « chapelet » dans deux quadrants.
- et/ou AMIR nombreuses dans un quadrant.
- vastes territoires d'ischémie rétinienne périphérique en angiographie.

**RDP (rétinopathie diabétique proliférante):***RDP débutante:*

- néovaisseaux pré-rétiniens de petite taille (moins de la moitié d'une surface papillaire) dans un ou plusieurs quadrants de la périphérie rétinienne.

*RDP modérée:*

- néovaisseaux pré-rétiniens de plus grande taille (la moitié ou plus d'une surface papillaire) dans un ou plusieurs quadrants.
- et/ou néovaisseaux pré-papillaires de petite taille (moins d'un quart à un tiers de la surface papillaire) ;

*RDP sévère:*

- néovaisseaux pré-papillaires de grande taille (un quart à un tiers ou plus de la surface papillaire).

*RDP compliquée:*

- Hémorragie intravitréenne, pré-rétinienne.
- Décollement de rétine par traction.
- Glaucome néovasculaire.

**Maculopathie diabétique***Maculopathie œdémateuse :*

- œdème maculaire (épaississement rétinien maculaire) localisé associé ou non a des exsudats.
- œdème maculaire (épaississement rétinien maculaire) diffus de la région centrale :
- Œdème maculaire non cystoïde.
- Œdème maculaire cystoïde.

***Maculopathie ischémique :***

- occlusion étendue des capillaires maculaire.

**1.3.5. Les microanévrismes**

Notre travail se focalise sur la détection automatique des microanévrismes qui sont décrit dans cette partie. La présentation des microanévrismes est basée sur la description dans [10].

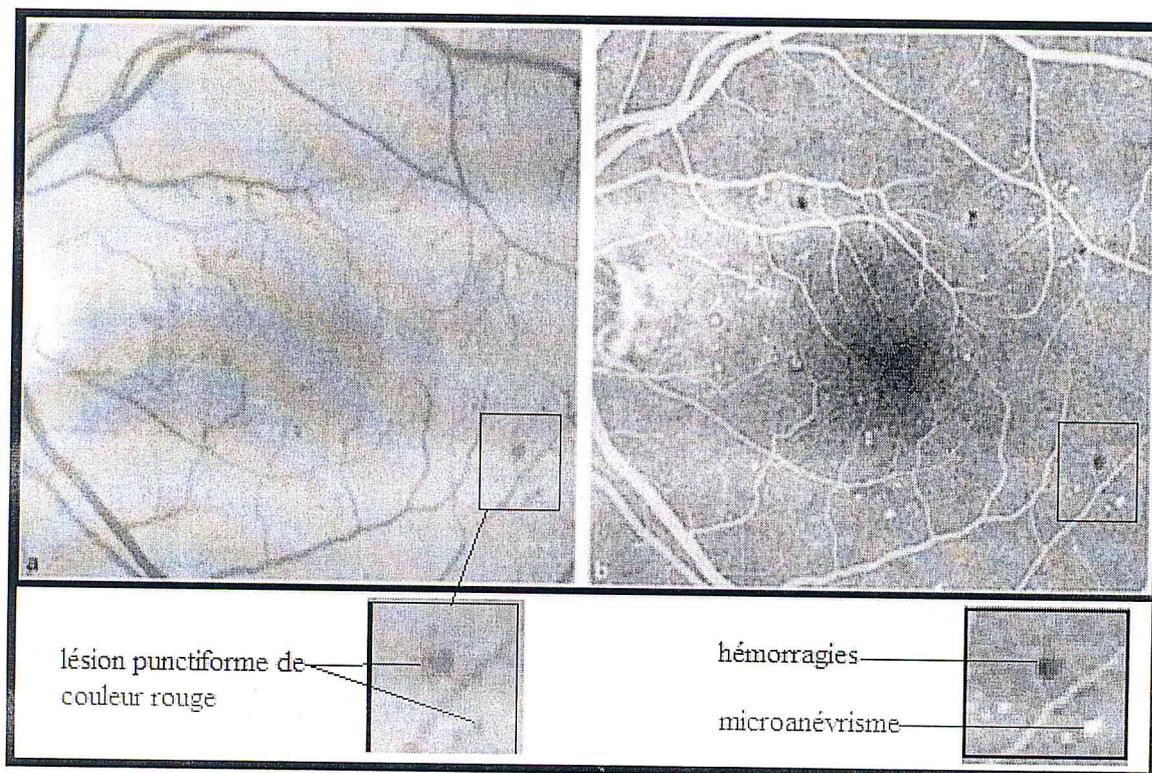
- **Définition**

Le microanévrisme est le premier signe ophtalmoscopique de la rétinopathie diabétique. C'est une ectasie développée à partir de la paroi d'un capillaire rétinien. Terme anglais : *microaneurysm*.

- **Diagnostic**

Les microanévrismes se présentent sous forme de lésions punctiformes rouges, de diamètre variable, habituellement compris entre 10 et 100  $\mu\text{m}$ , toujours inférieur à 125  $\mu\text{m}$ . Ils peuvent être difficiles à distinguer ophtalmoscopiquement des hémorragies rétiniennes punctiformes superficielles (cf. figure 1.7). Parfois isolés, ils avoisinent habituellement une microzone d'occlusion capillaire.

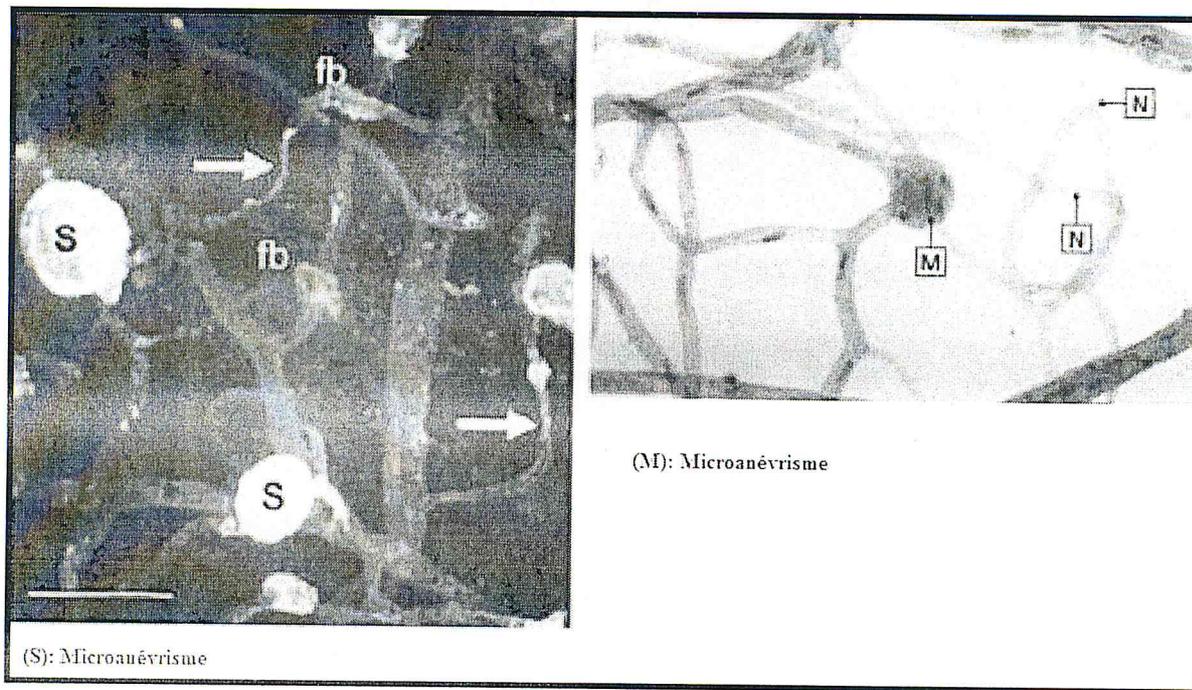
En angiographie en fluorescence, les micoranévrismes apparaissent sous forme de lésions punctiformes hyperfluorescentes, à bords nets, dont la fluorescence est maximale au temps artérioveineux. La paroi du microanévrisme peut être imperméable à la fluorescéine ou au contraire la laisser diffuser aux temps tardifs de l'angiographie.



**Figure 1.7 :** *Microanévrismes et hémorragies punctiformes* [10]  
*L'angiographie (b) permet de différencier hémorragies et microanévrismes.*

- **Evolution**

Le nombre de microanévrismes augmente progressivement au cours de l'évolution de la rétinopathie diabétique. Cette augmentation est un bon indice de sa progression dans ses stades initiaux. L'augmentation globale du nombre des microanévrismes traduit une aggravation de la rétinopathie diabétique.



**Figure 1.8 :** *Microphotographie d'une rétine de patient atteint de rétinopathie diabétique [10]*

### 1.3.6. Dépistage et surveillance de la rétinopathie diabétique

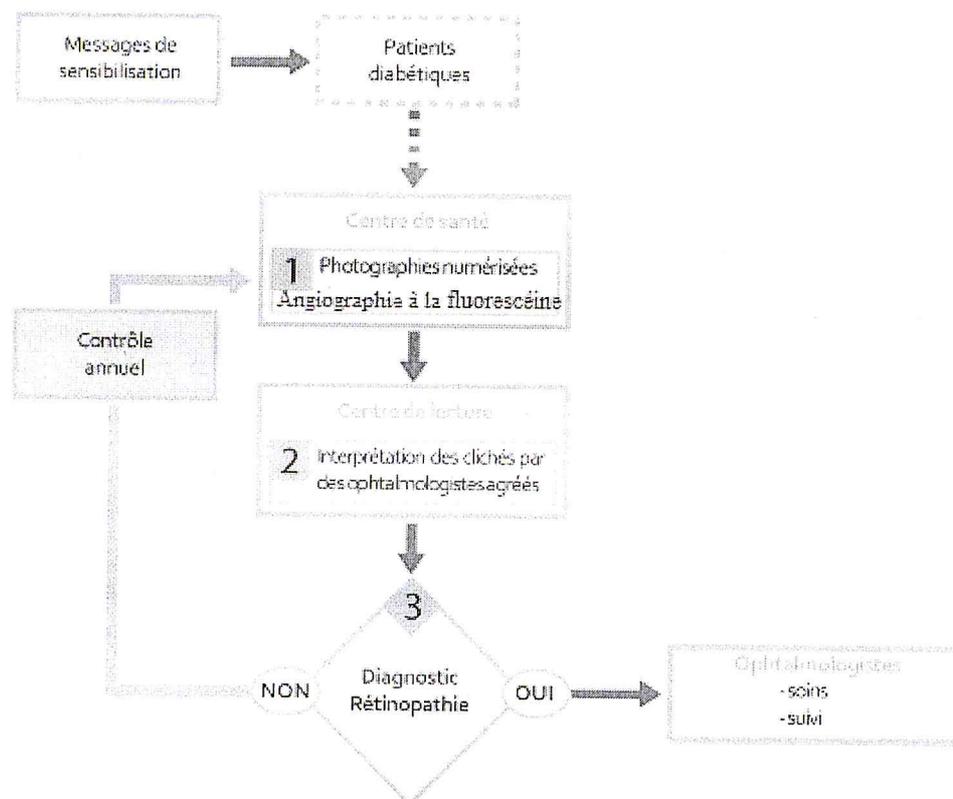
Toute découverte d'un diabète doit s'accompagner d'un examen ophtalmologique. Il faut cependant distinguer le cas des diabétiques de type 1 de celui des diabétiques de type 2. La surveillance de la rétinopathie doit être comme suit [8]:

- *En l'absence de RD* : surveillance annuelle du FO (Fond d'œil) ;
- *RDNP minime* : FO ± angiographie annuels ;
- *RDNP modérée* : FO et angiographie tous les 6 mois à 1 an, fonction de la maculopathie associée ;
- *RDNP sévère (ou préproliférante)* :
  - FO et angiographie tous les 4 à 6 mois (sauf conditions particulières) ;
  - PPR à envisager en cas de grossesse, d'équilibration rapide de la glycémie, de chirurgie de la cataracte, de RDP ou de RD préproliférante.
- *RDP* :
  - PPR;
  - FO et angiographie 2 à 4 mois après la fin du traitement.

\*La **PPR** est le traitement de la RDP. Elle permet de réduire considérablement le risque

de cécité lié à la RDP.

L'examen de l'angiographie devient indispensable pour une personne atteinte par la RD. Le diagramme suivant montre comment le dépistage est réalisé.



**Figure 1.9 :** Réalisation du dépistage de la RD [12]

Le dépistage de la rétinopathie diabétique se fait dans un centre de santé. Les photographies du fond d'œil sont numérisées et transmises par le net à un centre de lecture. Les images numérisées sont interprétées au centre de lecture par des ophtalmologistes qui doivent établir un compte rendu. Si un traitement est nécessaire, le patient diabétique est alors adressé à l'ophtalmologiste de son choix [12].

#### 1.4. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les notions fondamentales concernant la rétine et les principales lésions l'y affectant. Nous allons montrer dans le cadre de ce travail, l'apport du traitement d'images numériques pour le dépistage de la RD. Lors de la conférence sur la RD tenue à Liverpool (Royaume-Uni, 2005), il a été recommandé comme l'une des méthodes de dépistage de la RD [13]. Les travaux ont montré que l'utilisation de l'image numérique a beaucoup d'avantages : le coût moins élevé dans le traitement ; la qualité de

l'image peut être contrôlée lors de sa prise et finalement, la transmission de l'image est beaucoup plus rapide et facile. Plusieurs algorithmes de traitement d'image numérique rétinienne ont été développés. La conception d'un algorithme qui s'applique à des images différentes est la grande difficulté rencontrée.

# Chapitre 2 :

## Raisonnement à Partir de Cas

## 2.1. Introduction

Le principe du raisonnement à partir de cas (RàPC) est de résoudre un nouveau problème appelé problème cible en réutilisant des cas passés stockés dans une base de cas. Le cycle de raisonnement est composé de cinq étapes principales : élaboration d'un problème cible, remémoration d'un cas de la base de cas appelé cas source, réutilisation de la solution du cas source pour résoudre le problème cible, révision de la solution obtenue et enfin mémorisation afin que le nouveau cas soit à son tour accessible pour de futurs raisonnements.

Dans ce chapitre, nous allons détailler cette technique très proche du raisonnement humain. Ainsi, après avoir cité les fondements de cette approche et les différents modèles des systèmes RàPC, nous expliquons les différentes étapes d'un système RàPC, les champs d'application de ce genre de systèmes, ainsi la relation entre le RàPC et la médecine. Pour finir nous expliquons comment le RàPC peut être intégrés avec le traitement d'image.

## 2.2. Principe du RàPC

Pour résoudre les problèmes de la vie quotidienne, nous faisons naturellement appel à notre expérience. Nous nous remémorons les situations semblables déjà rencontrées dans le passé et nous les comparons à la situation actuelle pour construire une nouvelle solution qui, à son tour, s'ajoutera à notre expérience. Le raisonnement à partir de cas, imite ce comportement humain.

### 2.2.1. Définition du RàPC

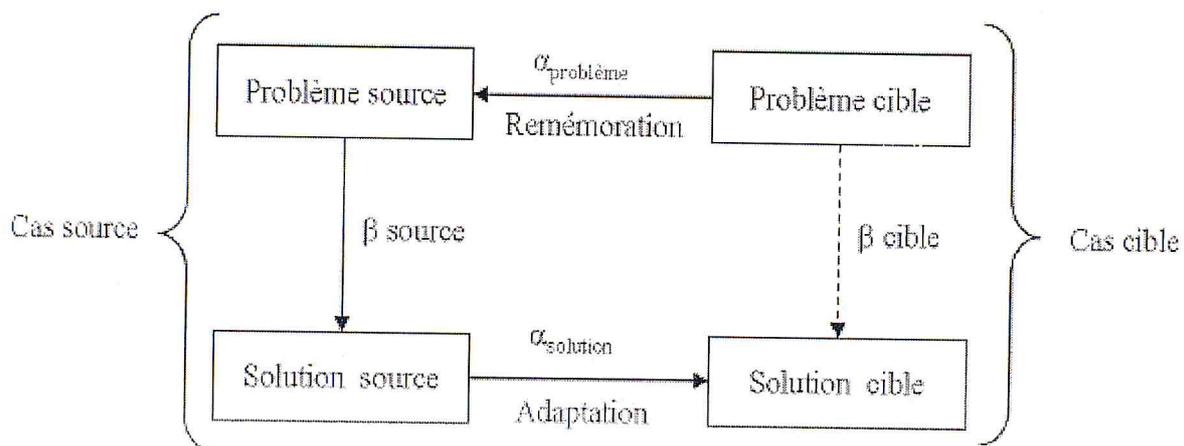
Le raisonnement à partir de cas (RàPC) peut être vu comme un mode de résolution de problèmes s'appuyant sur une base de cas, un cas étant la représentation informatique d'un épisode de résolution de problèmes. Le problème à résoudre est appelé problème cible, noté cible, un cas de la base de cas est un cas source, noté sous la forme (srce,Sol(srce)) où srce est un *problème source* et Sol(srce) est la solution associée à srce (généralement, d'autres informations sont associées à un tel cas source, notamment des informations sur la résolution de problème  $srce \rightarrow Sol(srce)$ ) [14].

### 2.2.2. Le raisonnement par analogie : le carré d'analogie et le RàPC

Le raisonnement par analogie est souvent utilisé pour caractériser les méthodes qui résolvent de nouveaux problèmes, de domaines différents, basés sur des cas rencontrés dans le passé. Le raisonnement par analogie est surtout utilisé dans le cadre de l'apprentissage des savoirs

---

et des savoir-faire au cours des activités de travail. L'analogie est un mode de raisonnement souvent pratiqué par l'homme. Le RàPC utilise des expériences passées validées pour résoudre les problèmes actuels. Le RàPC repose sur le principe du raisonnement par analogie [15]. Le principe d'analogie utilisé est le suivant : si deux problèmes sont analogues alors, les solutions associées pour les résoudre sont également analogues [15].



**Figure 2.1 :** *Le carré d'analogie*

La mesure de similarité  $\alpha$  détermine la similarité du cas source sélectionné à partir des valeurs de descripteurs du problème cible. Les descripteurs de solution qui doivent être adaptés sont mis en évidence par les relations de dépendance  $\beta$  entre les valeurs de descripteurs de problème et les valeurs de descripteurs de solution mettent en évidence. Les descripteurs de solution dépendent des descripteurs de problèmes source qui sont différents des descripteurs de problèmes cible.

Autrement dit, si une valeur de descripteur source dépend d'une valeur de descripteur problème, une modification de la valeur du descripteur problème entraînera une modification "analogue" à la dépendance du descripteur solution correspondant. Cette connaissance est nécessaire pour l'adaptation.

En fonction de ces dépendances et des écarts  $\alpha$  constatés à corriger, l'adaptation permet de proposer une solution cible candidate qui pourra être vérifiée par la vérification de sa conformité aux dépendances particulières qui pourraient exister entre problème et solution cible.

### 2.3. Modèles de RàPC

Les modèles du RàPC peuvent être regroupés en trois grandes familles : les modèles textuels, conversationnels et structurels [16].

### 2.3.1. Modèle textuel

Aucune représentation standard n'est apparue pour ce modèle. Le modèle textuel porte sur la résolution d'un problème à partir des expériences dont la description se trouve dans des documents textuels. Les cas textuels peuvent être non-structurés ou semi-structurés. Ils sont non-structurés si leur description est complètement en texte libre « free-text ». Ils sont semi-structurés lorsque le texte est découpé en plusieurs parties étiquetées par des descripteurs tels que problème, solution, le cas est semi-structuré. Ainsi, un cas textuel non-structuré est un cas dont l'unique attribut est textuel tandis qu'un cas textuel semi-structuré est un cas dont un sous-ensemble de ses attributs est textuel.

### 2.3.2. Modèle structurel

Lors de l'apparition des premiers systèmes de RàPC le modèle structurel est le premier modèle qui a été utilisé. Dans ce modèle, le concepteur du système détermine à l'avance les caractéristiques nécessaires pour décrire un cas. Ainsi, le concepteur élabore un modèle de données du domaine applicatif.

Les cas sont structurés et représentés par des paires « attribut, valeur ». Les cas peuvent être représentés sur un seul niveau (plat) ou plusieurs niveaux (hiérarchie d'attributs). L'attribut d'un cas est une caractéristique importante du domaine d'application. La valeur est représentée souvent par des entiers, des réels, des booléens et des symboles.

La similarité entre deux cas est mesurée en fonction de la distance entre les valeurs des mêmes attributs, elle est souvent mesurée par la distance euclidienne ou de hamming. Chaque attribut est associé à un poids d'importance. La similarité globale est la somme pondérée de la similarité de chacun des attributs.

<i>Cas:</i>	<i>2735</i>
<i>Entreprise:</i>	<i>BCE</i>
<i>Date:</i>	<i>22/01/2002</i>
<i>Dividende annuel:</i>	<i>1,20</i>
<i>Haut_52_semaines:</i>	<i>43,70</i>
<i>Bas_52_semaines:</i>	<i>32,25</i>
<i>Dernier_cours:</i>	<i>35,65</i>
<i>Recommandation:</i>	<i>achat</i>

Figure 2.2. Exemple de cas pour le modèle structurel [16]

Nous exploitons ce type de modèle pour développer notre système. Nous justifions ce choix par le fait que le domaine d'étude dans le modèle structurel est connu a priori et que les cas doivent être structurés pour caractériser les différents types du microanévrimes (vrais ou faux).

### 2.3.3. Modèle conversationnel

Il est actuellement le modèle répandu dans les dans des systèmes de RàPC dédiés aux applications commerciales. Dans certains domine comme le service clientèle, il est difficile de bien caractériser à l'avance une situation à l'aide des valeurs numériques ou symboliques. Le modèle *RàPC* conversationnel se base sur l'interaction entre l'utilisateur et le système de RàPC, d'où la notion de « conversation ». Ainsi, la conversation permet de définir progressivement le problème à résoudre et de sélectionner ensuite les solutions les plus adéquates.

Un cas conversationnel est présenté par un triplet « Problème P, Questions-réponses *QA*, Action A » [17] :

- *Problème P* : il est exprimé par une brève description textuelle de quelques lignes.
- *Questions-réponses* : Une série de questions est présentée sous forme d'index. Chaque question est accordée à un poids d'importance par rapport au cas
- *Action* : une description textuelle de la solution à mener pour ce problème.

*Cas : 241*

*Titre : cartouche d'encre endommagée causant des traces noires*

*Description : l'imprimante laisse de petits points noirs sur les deux côtés de la page. Parfois des larges tâches couvrent également la région à imprimer.*

*Questions :*

*Est-ce que les copies sont de mauvaise qualité ? Réponse : oui Score : (-)*

*Quels types de problèmes avez-vous ? Réponse : trace noires Score : (default)*

*Est-ce qu'un nettoyage de l'imprimante règle le problème ? Rép : non ...*

*Actions : vérifier la cartouche d'encre et la remplacer si le niveau d'encre est faible*

**Figure 2.3 :** Exemple de cas pour le modèle conversationnel

Cette représentation de cas est une extension du modèle structurel. La description de la partie problème et action n'est pas structurée, elle est ouverte « free-text ». Dans le schéma de résolution du modèle conversationnel, l'interaction entre le système et l'utilisateur se fait comme suit [16]:

- L'utilisateur fournit au système une brève description textuelle du problème à résoudre et le système calcule la similarité entre cette description et la section problème des cas. Le système propose alors à l'utilisateur une série de questions.
- L'utilisateur choisit les questions auxquelles il souhaite répondre. Pour chaque réponse fournie par l'utilisateur, le système réévalue la similarité de chacun des cas. Les questions n'ayant pas reçu de réponse sont présentées par ordre décroissant de priorité.
- Lorsqu'un des cas atteint un niveau de similarité suffisamment élevé (i.e. qu'il franchit un seuil), le système propose ce cas comme solution. Si aucun cas n'atteint un degré de similarité suffisant et que le système n'a plus de questions à poser à l'utilisateur, le problème est stocké comme étant non résolu.

#### 2.4. Cycle du RàPC

Dans la littérature, le cycle de *RàPC* peut être décomposé de trois, quatre ou cinq phases. Fuchs *et al.* déterminent trois phases : la recherche de cas similaires (ou la remémoration), l'adaptation et l'apprentissage (ou la mémorisation) [14]. Aamodt et Plaza ont été les premiers qui ont proposé un cycle de CBR, leur cycle est composé de quatre phases : la recherche de cas similaires, l'adaptation (ou la réutilisation du cas retrouvé), la révision du cas sélectionné (ou la validation) et l'apprentissage [18]. Mille à son tour, ajoute une cinquième phase, phase préliminaire d'élaboration d'un cas au début du cycle (ou phase de représentation de cas dans une base de cas) [19].

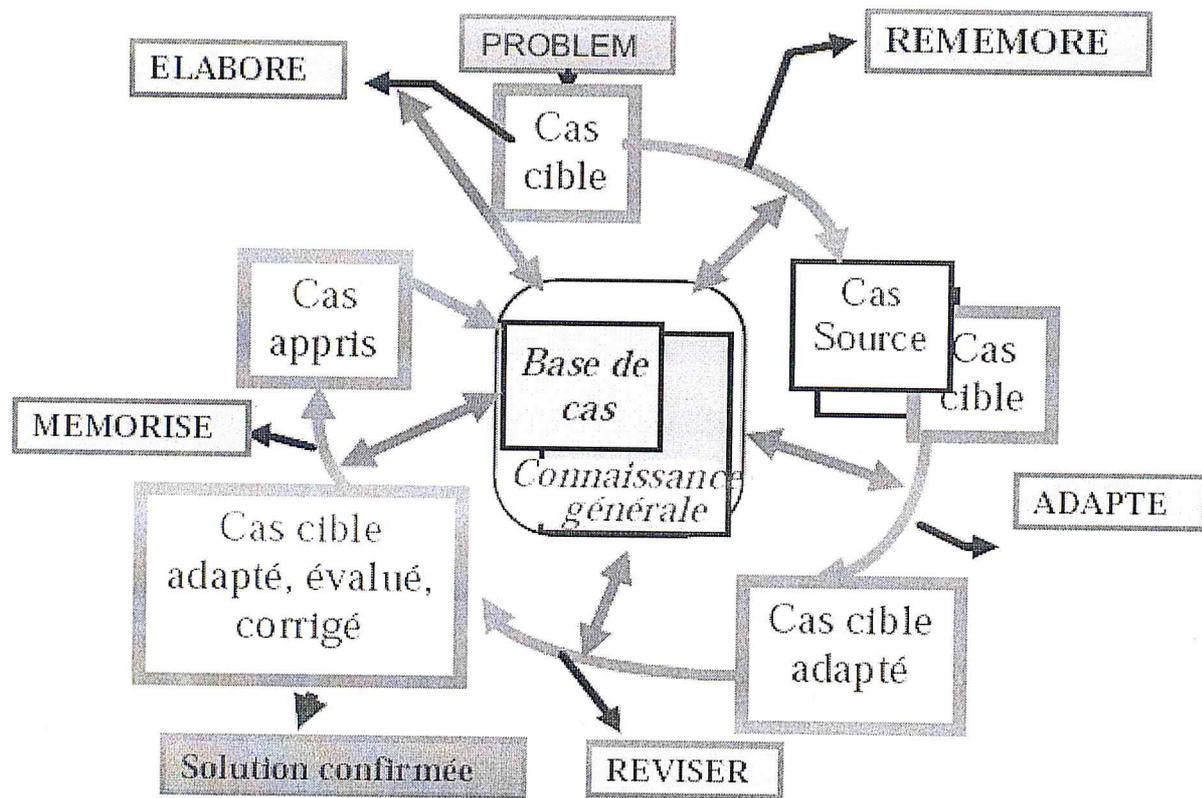


Figure 2.4 : Principales étapes dans le processus d'un système de RàPC [19]

### 2.4.1. Phase d'élaboration (Représentation d'un cas)

La phase d'élaboration du raisonnement à partir de cas a pour objectif de préparer la remémoration en enrichissant la description du problème cible pour pouvoir passer d'un problème souvent mal exprimé à un problème correctement défini. Cette étape détermine quels descripteurs sont utiles pour trouver le cas le plus similaire dans la base de cas. Une bonne représentation de cas permet une recherche de cas similaires à la fois rapide et efficace. La représentation de cas décide comment la base de cas devra être classée et organisée pour une réutilisation et récupération efficace.

#### 2.4.1.1. Structure d'un cas

Un cas est décrit par un ensemble de conjonctions de descripteurs, où chaque descripteur peut aussi bien être une structure complexe et qui peut être de différents types d'informations:

- La description du problème.

- La solution et les étapes qui y ont mené.
- Le résultat de l'évaluation.
- L'explication des échecs.

Chaque cas doit au moins contenir : la description du problème et la solution menée à pallier ce problème. Les caractéristiques les plus importantes seront utilisées en tant qu'index pendant la recherche et l'ajout de cas.

Un descripteur est une expression du formalisme de représentation (elle peut être atomique, sous la forme d'un couple attribut-valeur, sous la forme d'une contrainte, etc.).

Nous empruntons le formalisme de Mille [19] pour décrire un cas. Un cas est composé d'une partie *problème* et une partie *solution*: cas = (pb, Sol (pb)). Un cas source *source* = (source, Sol (source)) est un cas dont la solution Sol (source) sera réutilisée afin de résoudre un nouveau problème. Le nouveau problème à résoudre est appelé un cas cible cas cible = (cible, Sol (source)).

Un cas est décrit par ses descripteurs :

source =  $\{d_1^s, \dots, d_n^s\}$  où  $d_i^s$  est un descripteur de problème source.

Sol(source) =  $\{D_1^s, \dots, D_m^s\}$  où  $D_i^s$  est un descripteur de solution source

cible =  $\{d_1^c, \dots, d_n^c\}$  où  $d_i^c$  est un descripteur de problème cible

Sol(cible) =  $\{D_1^c, \dots, D_m^c\}$  où  $D_i^c$  est un descripteur de solution cible.

## 2.4.2. Phase de remémoration (Recherche de cas similaire)

### 2.4.2.1. Organisation de Mémoire (représente la base de cas du RàPC)

- **Mémoire plate, Serial search:** Le moyen le plus simple d'organiser la base de cas est de stocker le nom de chaque cas dans une liste chaînée avec un pointeur sur le contenu du cas. Cette l'organisation est appelée mémoire plate « Flat-Memory».

- **Mémoire hiérarchique:** les cas sont structurés et organisés.

### 2.4.2.2. Indexation de la base des cas

Afin de faciliter l'organisation de la base de cas ainsi la recherche du cas le plus approprié au problème posé, il faut désormais les indexer. Il est à noter que lors de la recherche des cas, c'est la partie problème qui va être sollicitée. Or, cette partie problème est décrite par un ensemble de caractéristiques pertinentes nommées « *index* ». Les caractéristiques qui peuvent être utilisés comme des index sont déterminés par l'expert du domaine et la nature du problème à résoudre.

### 2.4.2.3. Mesure de similarité

La recherche de cas similaires dépend de la représentation de cas, de leur organisation dans la base de cas et de leur indexation. Cette étape se décompose en deux phases : le filtrage et la sélection. Le filtrage consiste à rétrécir la plage de recherche, il est facultatif. La sélection s'applique sur l'ensemble de cas obtenus dans l'étape de filtrage. Elle s'appuie sur des mesures de similarité qui permettent de mesurer la similarité entre le problème cible et les cas sources. La mesure de similarité doit prendre en compte la structure du cas et une mesure de comparaison.

Deux mesures de comparaisons sont considérées dans cette étape [20] :

- Mesure de similitudes : reposant sur le calcul de la similarité entre le cas source et le cas cible.
- Mesures de dissimilarité : reposant, en plus de la notion de similarité, la notion de diversité.

Les mesures de similarité peuvent être locales ou globales :

*Mesures de similarité locales* : elles sont relatives aux caractéristiques du cas. Elles dépendent du type de cas qu'il soit numérique, symbolique ou taxonomique et de la notion de distance:

- Numérique :  $sim(a, b) = 1 - \frac{|a-b|}{range}$
- Symbolique (mono-valeur) :  $sim(a, b) = \begin{cases} 1 & \text{pour } a = b \\ 0 & \text{pour } a \neq b \end{cases}$
- Symbolique (multi-valeurs) :  $sim(a, b) = \frac{card(a) \cap card(b)}{card(a \cup b)}$
- Taxonomique :  $sim(a, b) = \frac{h(commonnode(a,b))}{\min(h(a), h(b))}$

Où :

$a$  et  $b$  : sont des valeurs des descripteurs.

$card$  : est la cardinalité de l'ensemble.

*range* : est la valeur absolue de la différence entre la borne supérieure et la borne inférieure de l'ensemble des valeurs.

*h* : est le poids (le nombre de niveaux) de l'arbre taxonomique

*Mesures de similarité globales* : elles sont relatives aux cas. La similarité globale est calculée en agrégeant les similarités locales. Elles dépendent du domaine d'application, nous citons:

- La distance *Euclidienne*:  $sim(a, b) = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$

- La distance de *Minkowski*:  $sim(a, b) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n sim_i(a_i, b_i)^{\frac{1}{r}}$

Si  $r = 2$  alors on retrouve la distance *Euclidienne* et si  $r = 1$  alors il s'agira de la distance de *Manhattan*.

- La distance de *Weighted Block-City*:  $sim(a, b) = \sum_{i=1}^n w_i sim_i(a_i, b_i)$

Où :

$n$  est le nombre d'attributs,

$w_i$  est le poids (évalué en fonction de l'importance) de l'attribut  $i$ ,

$sim_i$  est la similarité locale calculée pour l'attribut  $i$ .

Il existe plusieurs algorithmes de similarité. L'algorithme le plus utilisé dans les systèmes RàPC est le K Plus Proche Voisin « *KPPV* » (plus connus en Anglais sous le nom *K-Nearest Neighbors* (*K-NN*)). Il permet de mesurer la similarité entre le problème posé (cas cible) et  $k$  cas candidats (cas sources) considérés comme étant les plus proches.

### 2.4.3. Phase d'adaptation (ou Réutilisation)

Suite à la sélection de cas lors de la phase de recherche, le système CBR aide l'utilisateur à modifier et à réutiliser les solutions de ces cas pour résoudre son problème courant [16]. Cette étape est l'étape la plus délicate du cycle du RàPC. La phase adaptation est responsable de proposer une solution pour le nouveau problème (cas cible) en exploitant les solutions des cas sélectionnés à la phase de recherche. L'adaptation utilisée dépend du domaine d'application du système. Plusieurs approches ont été proposées dans la littérature. Les principaux types d'adaptation énumérés par Wilke et Bergmann sont les suivants [21]:

- **Aucune Adaptation:** dans ce cas, l'adaptation consiste, à permettre à l'utilisateur de proposer une solution, ou d'utiliser directement la solution du cas similaire comme solution du problème courant.
- **L'adaptation générative (ou dérivationnelle):** part du fait que nous disposons, pour chaque passé, une trace des étapes qui ont permis de générer la solution. Pour un nouveau problème, une nouvelle solution est générée en appliquant l'une de ces suites d'étapes.
- **L'adaptation transformationnelle:** utilise l'ensemble de règles d'adaptation pour les solutions du cas source pour générer la solution du cas cible. Elle peut être subdivisée en deux types selon le domaine d'application du système :
  - **L'adaptation substitutionnelle** dont les modifications se font au niveau des valeurs d'attributs.
  - **L'adaptation Structurelle** dont les changements se font au niveau de la structure de la solution.
- **L'adaptation compositionnelle:** compose plusieurs solutions des cas similaires mémorisés pour produire la solution du nouveau problème.
- **L'adaptation hiérarchique:** où les cas sont organisés à plusieurs niveaux dans la hiérarchie de généralisation ce qui veut dire que pour adapter les sous parties d'une solution, le système revient au contexte de la solution générale. Cette approche permet à des cas d'être réutilisés avec un niveau d'abstraction le plus élevé possible.

#### 2.4.4. Phase de Révision

Il n'existe pas encore de méthodes standardisées dédiées à la révision dans le RàPC. Dans cette phase la solution adaptée est testée en mesurant ses performances. La solution adaptée peut être évaluée par

- l'utilisateur;
- un expert du domaine;
- un logiciel de simulation.

Les raisons d'échec ou de succès sont déterminés et pris en compte pour un futur usage. Dans le cas d'obtention d'une solution insatisfaisante, il serait possible de la corriger.

### 2.4.5. Phase d'apprentissage

Le nouveau cas et sa solution validée seront ajoutés à la base de cas pour son utilisation future en tant que cas source comme une nouvelle expérience. Cette phase permet d'enrichir la base de cas [14].

L'apprentissage doit permettre l'amélioration de la performance et de la compétence du système, mais un apprentissage systématique n'est pas toujours utile pour plusieurs raisons :

- L'utilité du cas à mémoriser n'est pas toujours évidente.
- La sauvegarde de deux cas assez semblables conduit à une duplication d'information dans la base de cas.
- La taille de la base de cas peut augmenter indéfiniment, ce qui influera sur le temps de réponse de la recherche et la maintenance de cette base de cas.

Pour réaliser un apprentissage, il est faut prendre en considération les points suivants :

- Dans quelles conditions faudra-t-il ignorer un ajout ? Pour répondre à cette question, il faut prendre en compte le taux de réussite de la solution. Quelle amélioration offre ce nouveau cas à la base de cas, ainsi, Quel est son degré de similarité par rapport aux autres cas dans la base ?
- Comment faire l'apprentissage dans le cas d'ajout de ce nouveau cas validé ? L'apprentissage se fait en trois étapes, l'extraction, l'indexation et intégration. L'extraction de toutes les connaissances pertinentes issues de la résolution actuelle du problème cible. Ces connaissances comprennent la solution elle-même, la méthode de résolution, les justifications de la réussite ou de l'échec, l'évaluation des techniques de remémoration (similarité) et d'adaptation utilisées, ...etc. L'indexation détermine quel type d'index sera utilisé pour les futures recherches, et comment structurer l'espace de recherche. Elle peut, aussi, concerner les attributs du problème et leurs poids. Et finalement les connaissances extraites doivent être intégrées dans la base de cas à l'étape d'intégration.

Toutes ces étapes de la phase d'apprentissage peuvent faire l'objet d'une seule étape générale soit la maintenance de la base de cas. La maintenance met en application des politiques de mise à

jour des représentations de la base de cas et s'intéresse à sa réorganisation afin de faciliter le raisonnement futur répondant à un ensemble d'objectifs de performance [22].

## 2.5. Containers de connaissances

Richter définit quatre containers de connaissances « Knowledge containers » majeurs [23], qui sont présentés dans le diagramme suivant :

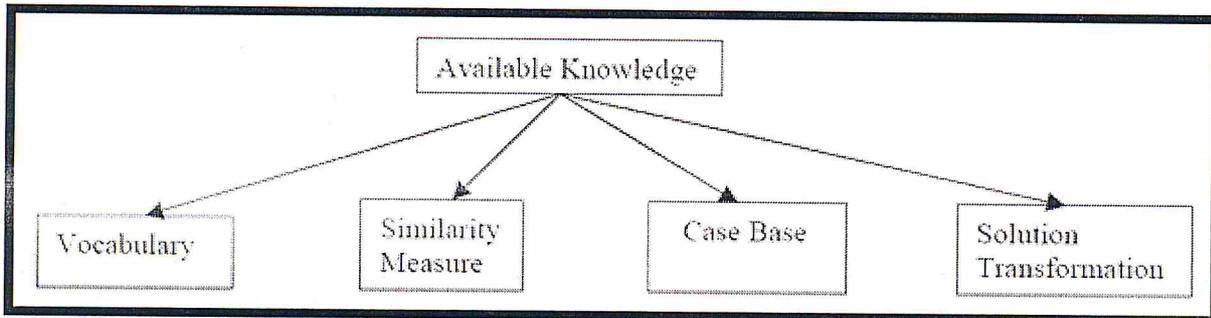


Figure 2.5 : Les containers de connaissances [23]

- Le container de vocabulaire : contient toutes les informations sur les définitions et les structures utilisées. Les conteneurs vocabulaire décrivent un vocabulaire du domaine, ce vocabulaire est représenté par ontologie, règles, etc.
- Le container des mesures de similarité : contient les mesures pour le calcul de la similarité pour la recherche d'un cas similaire au cas cible. Ce container fait appel à des mesures pour le calcul de similarité ou de la dissimilarité afin de déterminer les cas sources les plus appropriés au nouveau cas cible, dans la phase de remémoration.
- Le container d'adaptation : contient les règles de transformation de la solution et d'algorithmes décisionnels. Ce container contribue à la modification des cas sources pour s'adapter au mieux au cas cible.
- Le container de la base de cas : représente le contenu et l'organisation de la base de cas. C'est le container dans lequel sont stockées toutes les expériences (cas sources).

## 2.6. Domaines d'application du RàPC

Althoff et Bartsch-Spörl [23] divisent les domaines d'application du RàPC en deux classes. Celle relatives aux tâches :

- *Analytiques* qui sont sous forme de situations. On retrouve dans ce type de tâche la classification d'objet et d'identification, le diagnostic médical et technique, la thérapie de

sélection et de la réparation, l'analyse des données, prédiction, l'assistance, help desk...etc. Selon la complexité des tâches analytiques, Altoff et Bartsch-Spörl les subdivisent en trois groupes de problèmes :

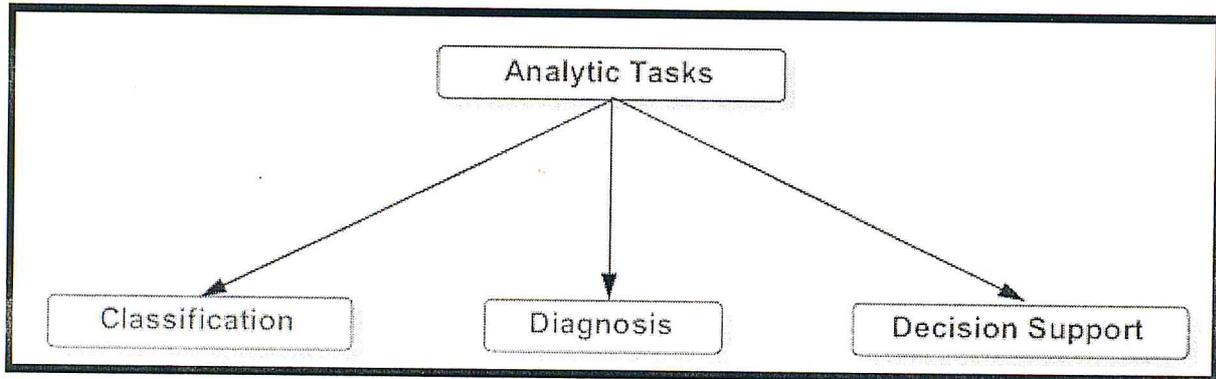


Figure 2.6 : La structure des tâches d'analyse [23]

- **Synthétiques** nécessitant une *planification*, une *configuration* et une *construction* de la solution. Elles se présentent sous forme de problèmes auxquels il faut proposer une solution *qui obéit à la construction de règles de domaines spécifiques*. Comme les tâches analytiques, les tâches synthétiques sont subdivisées en trois groupes :

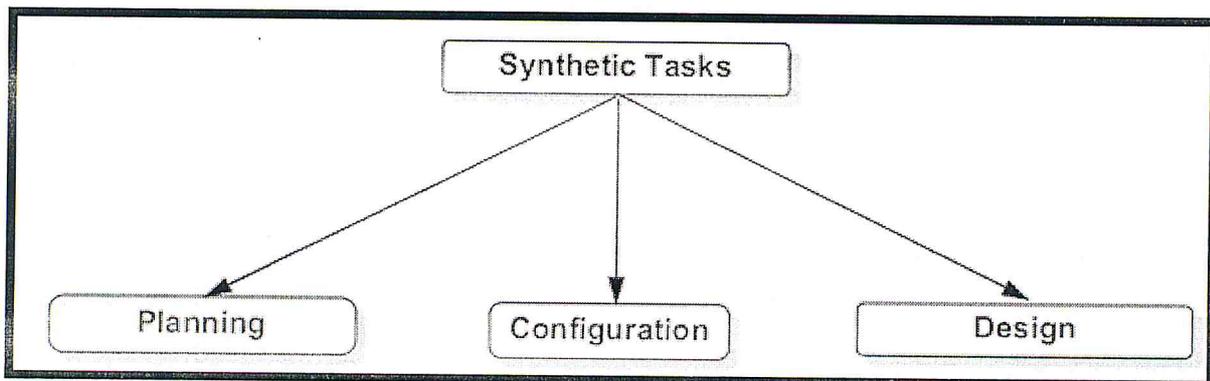


Figure 2.7 : La structure des tâches de synthèse [23]

## 2.7. Les systèmes médicaux existants basés sur le RàPC

Les recherches sur la RàPC ont commencé sur les applications médicales depuis la fin des années 1980. Maintenant, le RàPC en médecine est un créneau dynamique ainsi la recherche et l'application pratique du RàPC dans les sciences médicales connaissent actuellement une croissance et un développement rapide [24]. Beaucoup de recherches ont été effectuées dans diverses applications, allant de la psychiatrie et l'épidémiologie au

diagnostic clinique. Le RàPC est maintenant considéré comme une technique appropriée pour le diagnostic, le pronostic et la prescription en médecine. Nous pouvons classer les systèmes RàPC appliqués en médecine dans quatre catégories:

- **Diagnostic:** C'est le cas de la majorité des systèmes RàPC médicaux. Un système de diagnostic fournit à son utilisateur, avec différents degrés d'assistance, une aide dans le processus de diagnostic d'une condition médicale.
- **Classification :** Les systèmes de classification permettent d'identifier la ou les classes d'appartenance de cas réels. L'exemple typique de ces systèmes est la classification d'image.
- **Enseignement :** Les systèmes d'enseignement médical basé sur le RàPC sont basés sur le concept d'apprentissage par l'exemple, en fournissant aux étudiants l'accès à des cas de réels patients.
- **Planning :** Les systèmes de planning se caractérisent par leur intention d'aider dans la résolution d'un processus impliquant plusieurs étapes. La stratégie thérapeutique est toujours vue comme un exemple de planning dans les systèmes RàPC médicaux.

## 2.8. Traitement d'image et le RàPC

Le RàPC standard est généralement réalisé à des données tabulaires. Les recherches actuelles sur le RàPC vise à élargir le champ d'application de la technologie en l'appliquant à d'autres formes de données comme des images, son, vidéo, etc. Il y a deux questions principales qui doivent être examinées lors de l'application du RàPC à des données non-standard. La première question quelle est la meilleure façon de représenter la variable d'entrée afin de faciliter le RàPC ? La seconde question quelle est la nature du mécanisme de vérification de similitude à appliquer ? Les deux questions sont étroitement liées [25].

Le RàPC et le traitement d'image peuvent être intégrés dans des domaines où le raisonnement et la prise de décision repose largement sur des informations visuelles ou spatiales dérivées à partir d'images. Des exemples de ces domaines sont la médecine, où l'information provenant d'images IRM, d'images angiographiques rétiniennes, etc. Ainsi les systèmes d'informations géographiques, où l'information sur l'image satellitaire joue un rôle crucial. Un autre champ d'application est la biologie moléculaire, où la compréhension de la

géométrie à trois dimensions d'une structure moléculaire est souvent indispensable pour résolution des problèmes.

### 2.8.1. Le raisonnement et l'imagerie

Le raisonnement avec les images a été le sujet d'intérêt récent dans la communauté de l'intelligence artificielle. Les enjeux dans ces recherches ne sont pas tant de savoir comment interpréter les données d'image (comme dans le traitement d'images ou la vision par ordinateur), mais plutôt la façon de représenter et raisonner avec les informations d'image afin de procéder à la résolution de problèmes [26].

### 2.8.2. Intégration de l'imagerie et le RàPC

#### 2.8.2.1. Représentation de cas

Comment l'information d'image est la mieux représentée dans un cas? Malheureusement, il n'y a pas de réponse à cette question; le choix de la façon dont l'image sera représentée dépend du type de la question que nous tentons de répondre. En rendant des caractéristiques particulières de l'image explicites, nous pouvons fournir un modèle de correspondance efficace, de recherche et d'adaptation dans notre système RàPC. Nous adoptons l'exemple de [19], le cas de représentations multiples d'une structure moléculaire illustré dans la figure. Si nous voulons déterminer combien d'atomes de carbone sont contenues dans une molécule, la formule dans la figure 1 a) est suffisante. Toutefois, si nous devons tirer la connectivité, angle, la distance ou des informations sur la forme, les représentations de l'image sera plus complexe, tels que celles de la figure 1 b) et c) sont plus appropriées.

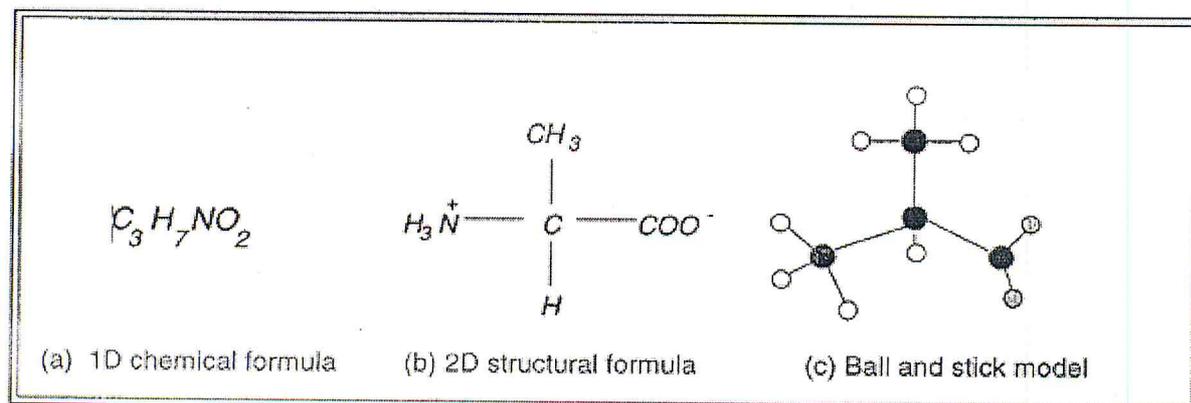


Figure 2.8 : Différentes représentations de la molécule [26]

### 2.8.2.2. Recherche d'informations d'images

Comme avec n'importe quel système RàPC, une question clé dans le domaine de traitement d'image est de déterminer quelles caractéristiques sont importantes pour déterminer la similitude dans le but de récupération des cas. Il ya de nombreux aspects sur lesquels les images peuvent être comparés: forme, couleur, taille, configuration spatiale, membres composants, etc.

### 2.8.2.3. Mesure de similarité

Les mesures de similarité d'image se décomposent en quatre catégories [27] :

1. mesures de similarité basées sur la matrice de pixels ;
2. mesures de similarité pour la comparaison des strings ;
3. mesure de similarité à base de caractéristiques (numérique, symbolique, ou type mixte « mixed type ») ;
4. mesure de similarité structurelle.

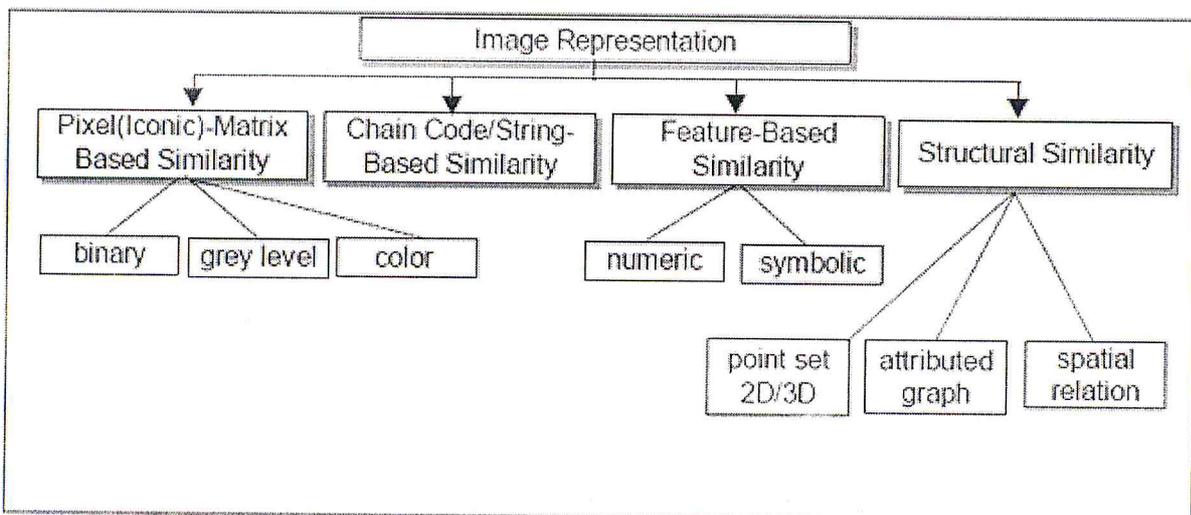


Figure 2.9. Représentation d'image et mesures de similarité [27]

Dans un système RàPC d'interprétation d'image les informations non-image doivent être prises en compte (e.g., l'environnement ou l'objet, comme dans un cas de diagnostic médical les informations clinique sont importantes), les mesures de similarité sont nécessaires pour combiner les information non-image avec les informations d'image [27].

### 2.8.3. L'analyse d'image et le RàPC

L'analyse d'images peut être utilisée pour extraire les caractéristiques d'images pour une recherche plus efficace ou pour la prise de décision. L'identification des caractéristiques peut améliorer le RàPC. Une combinaison d'analyse d'image et le RàPC peut ainsi servir à [26]:

- 1) une technique d'extraction de caractéristiques, ce qui nous permet l'utilisation traditionnelle algorithmes d'extraction pour l'accès rapide des images,
- 2) une approche d'indexation, ce qui rend la recherche d'image basée sur le contenu recherche évolutive ;

L'application du RàPC dans le domaine d'imagerie biomédicale est limitée sans le support de l'analyse d'image et la recherche d'image basée sur la similarité [26].

#### 2.8.4. Application du RàPC dans l'imagerie médicale

Le [28], cite huit travaux qui combinent le RàPC et l'imagerie médicale, ces travaux sont illustrés dans le tableau 2.1 selon l'utilisation de la phase adaptation, phase recherche, la segmentation d'image et l'interprétation d'image.

Author, year	Case adaptation	Case retrieval	Image segment	Image interpret
Alexandrini et al., 2003	No	Yes	No	No
Balaa et al., 2003	No	Yes	No	No
Berger, 1992	Yes	Yes	No	Yes
Grimnes and Aamodt, 1996	Yes	Yes	Yes	Yes
Galushka et al., 2005	Yes	Yes	Yes	Yes
Golobardes et al., 2002	No	Yes	Yes	Yes
Haddad et al., 1997	Yes	Yes	Yes	Yes
Jurisica, and Glasgow, 2003	No	Yes	Yes	Yes
Lobozek et al., 1998	No	Yes	No	No
Perner et al., 1999	No	Yes	Yes	Yes
Perner et al., 2003	No	No	No	Yes

Wilson et, al., 2006	No	Yes	No	No
Yearwood and Pham, 2000	No	Yes	No	No

**Tableau 2.1 :** *Adaptation de cas, recherche de cas, segmentation d'image et image interprétation*

Dans le tableau 2.2, les mêmes travaux sont illustrés selon les caractéristiques utilisées couleur, forme, contour, texture.

Author, year	Color	Shape	Edge	Texture
Alexandrini et al., 2003	No	No	No	No
Balaa et al., 2003	No	No	No	No
Berger, 1992	No	Yes	No	No
Grimnes and Aamodt, 1996	No	No	No	No
Galushka et al., 2005	Yes	No	No	Yes
Golobardes et al., 2002	No	No	No	No
Haddad et al., 1997	No	No	No	No
Jurisica, and Glasgow, 2003	No	Yes	Yes	No
Lobozek et al., 1998	No	No	No	No
Perner et al., 1999	Yes	No	No	No
Perner et al., 2003	Yes	Yes	No	Yes
Wilson et, al., 2006	No	No	Yes	No
Yearwood and Pham, 2000	No	Yes	No	No

**Tableau 2.2 :** *Couleur, forme, contour, texture*

## 2.9. Conclusion

Le raisonnement à partir de cas est, sans conteste, le processus le plus proche du raisonnement humain dans sa capacité de résoudre les problèmes de la vie courante. Ainsi

comme le raisonnement humain, le raisonnement à partir de cas suit la même démarche ; l'identification du problème à résoudre (étape d'élaboration), la recherche d'une ou plusieurs situations similaires déjà résolues (remémoration), l'adaptation des solutions de ces situations, la révision de la solution retenue pour l'améliorer et enfin la mémorisation de cette situation pour les problèmes futurs. Toutes ces étapes supposent l'existence d'une base de cas bien organisée servant aux différentes étapes du processus. L'exploitation des expériences capitalisées de cette base de cas dans l'analyse d'image peut apporter une aide importante pour le diagnostic automatique d'imagerie médicale.

# Chapitre 3 :

## Analyse d'images médicales

### 3.1. Introduction

Dans le domaine médical, l'utilisation des images est à présent considérée comme indispensable pour des raisons de facilité de stockage et aussi pour disposer de techniques d'analyse des images automatiques ou semi-automatiques grâce à des systèmes informatiques. Ces systèmes permettent de proposer aux praticiens une nouvelle façon de travailler en obtenant de nouvelles mesures par des techniques quantitatives et objectives, la réalisation de systèmes informatiques aidant le médecin doit permettre de sécuriser le diagnostic, le rendant ainsi plus fiable et sécurisé.

### 3.2. Chaîne d'analyse d'image médicale

L'analyse d'image médicale a pour but d'extraire des informations qualitatives ou quantitatives d'une image ou d'un ensemble d'images. Cela requiert la mise en œuvre et l'enchaînement d'un certain nombre de processus. Dans ce contexte, nous nous intéressons à la chaîne de l'analyse d'image. La chaîne de traitement d'image médicale se décompose en plusieurs étapes successives qui partent de l'acquisition d'image, la seconde étape consiste le prétraitement, amélioration d'image et élimination du bruit afin de mettre en évidence l'information utile qu'elle contient et /ou d'atténuer l'information inutile. La frontière entre l'information utile et l'information inutile n'est pas simple à fixer car elle dépend de la nature d'image et de l'application envisagée. L'étape suivante concerne la segmentation qui à partir de l'image médicale originale ou l'image filtrée, s'attache à reconstruire les régions qui correspondent aux objets présents dans l'image. La segmentation transforme l'image médicale en une image où chaque pixel est caractérisé par une étiquette correspondant à la région à laquelle il appartient.



Figure 3.1 : La chaîne d'analyse d'image

### 3.3 Prétraitement

Le prétraitement permet une meilleure visualisation de l'image ; il corrige les effets de la chaîne d'acquisition (corrections radiométriques et/ou géométriques), il réduit le bruit et facilite ainsi les traitements ultérieurs (segmentation, extraction des caractéristiques...etc.).

Les principales méthodes sont développées pour :

1. l'amélioration d'images
2. l'élimination du bruit d'images



**Figure 3.2 :** La phase de prétraitement

### 3.3.1. Amélioration d'images

L'amélioration d'images est utilisée dans de nombreux domaines comme ceux exploitant l'image satellitaire, l'imagerie médicale...etc. On considère deux sources de dégradation :

1. les distorsions introduites par le système d'acquisition ou de stockage.
2. les perturbations liées aux bruits (d'origine variée tels que les bruits phonétiques, de quantification, électroniques, les rayures.. ).

#### 3.3.1.1. Restauration d'images

La restauration d'images a pour objet de réduire le bruit, voire l'élimination des distorsions introduites par le système ayant servi à acquérir l'image. Cette opération doit permettre d'obtenir une image qui soit la plus proche possible de l'image idéale qui aurait été obtenue si le système d'acquisition était parfait.

#### 3.3.1.2. Elimination de bruit

Le bruit est comme un phénomène parasite aléatoire, ou les régions formant l'image sont caractérisées par leur intensité moyenne, les fluctuations autour de cette intensité moyenne peuvent provenir de [29]:

1. Bruit lié au contexte de l'acquisition (bougé, dérive lumineuse, flou, poussière, etc. ...).
2. Bruit lié au capteur (distorsion de la gamme des niveaux de gris, distorsion géométrique, mauvaise mise au point, ...).
3. Bruit lié à la numérisation (codage, quantification, échantillonnage (moiré, effet poivre et sel)).



Figure 3.3 : Effet de bruit

La méthode la plus facile et simple pour réduire le bruit est l'utilisation des filtres linéaire, et non linéaire.

### 3.3.1.3. Les filtres

On distingue plusieurs filtres dont :

#### *Le filtre linéaire*

Le filtre linéaire remplace chaque pixel par une valeur égale à une somme pondérée de ses voisins (convolution). Les noyaux de convolution sont des matrices dont la taille dépend du voisinage ( $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$ ). Ce sont toujours des matrices carrées et ayant un nombre de lignes et colonnes impaire [30]. On utilise le plus souvent des filtres :

1. *Passe-haut* qui applique en fait une opération dérivée sur l'image : Gradient, Laplacien.
2. *Passe-bas* qui réalise donc un lissage : Moyenne, Gaussien.

Dans le cas du filtrage linéaire, on considère que le bruit est *additif*. Dans ce cas si  $f_b$  est l'image alors on peut l'écrire de la forme :

$$f_b(i; j) = f(i; j) + b(i; j)$$

**Filtre lissage Moyenne (smoothing):** Ce filtre passe-bas permet de remplacer la valeur d'un pixel par la moyenne de sa valeur et de la valeur des 8 pixels qui l'entourent. Le filtre moyen a pour but :

1. de lisser l'image (smoothing)
2. de remplacer chaque pixel par la moyenne des valeurs des pixels adjacents et du pixel central.
3. de réduire les parasites (bruits de mesure).
4. de réduire les détails non importants.

$$f(t; j) = \frac{1}{d^2} \sum_i^n \sum_i^m f(i + n; j + m)$$

$$n = \frac{d-1}{2}; m = \frac{d-1}{2}$$

D'une manière générale, si on a un filtre de taille  $d$ , tous les coefficients du filtre ont comme valeur  $w_i = \frac{1}{d^2}$ ; d'autre part quand  $d$  est grand, le lissage sera important, et plus l'image filtrée perd les détails dans l'image originale.

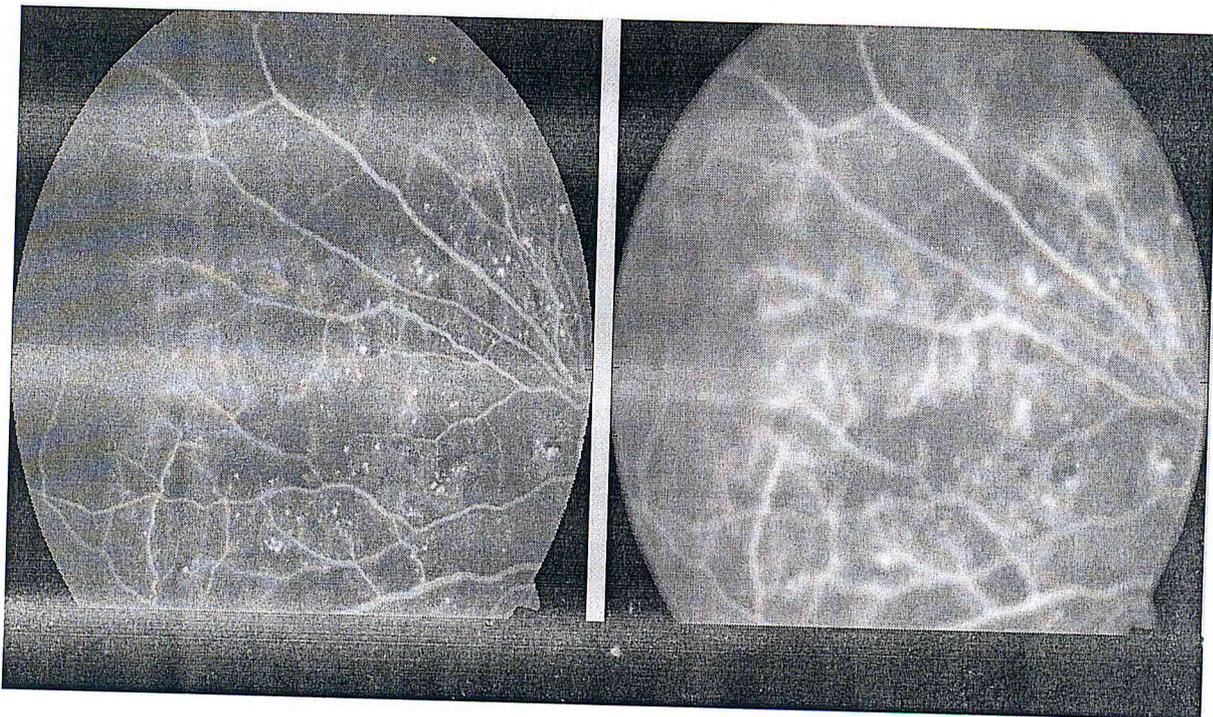


Figure 3.4 : Exemple du filtre moyen

### *Le filtre non linéaire*

La famille des filtres non linéaires est très vaste ; elle regroupe les filtres *morphologiques*, les filtres *homomorphiques*, les filtres basés sur l'approche markovienne, le filtre d'ordre ...etc. La famille des filtres morphologiques est largement utilisée en imagerie médicale, la famille des filtres homomorphiques est plus adaptée pour le rehaussement du contraste, en réduction de bruit multiplicatif. La famille des filtres d'ordre est couramment rencontrée en réduction de bruit. Les filtres morphologiques seront étudiés par la suite dans ce chapitre (cf. section 3.3.3.4).

## 3.4. Segmentation

La segmentation permet de distinguer les objets d'intérêt d'une image en les isolant du fond ou des autres objets. Après la segmentation d'une image, chaque pixel se voit attribuer à une région et chaque région correspond à une partie sémantique de l'image. Les discontinuités entre les régions correspondent aux contours des objets. Les approches de segmentation peuvent se diviser en deux grandes classes qui sont les suivantes :

1. **Segmentation par régions:** cette approche cherche à détecter les zones de l'image présentant des caractéristiques homogènes en vérifiant les critères d'homogénéité et de similitude. Les pixels présentant une caractéristique commune, par exemple l'intensité seront regroupés.
2. **Segmentation par contours:** cette approche tente de détecter les contours correspondant aux positions qui rendent localement maximale la variation d'un critère.

Ces deux conceptions sont duales : une région définit son contour, un contour définit une région.

### 3.4.1. Segmentation par régions

La segmentation d'image en région est un traitement de bas niveau qui consiste à créer des partitions dans l'image en identifiant des pixels similaires. Le critère de similarité permet de contrôler l'aspect final de la segmentation (regroupement par couleur, par homogénéité, par taille...etc.).

---

La segmentation par régions est une approche spécifique dans laquelle on cherche à construire des surfaces en regroupant des pixels voisins suivant un critère d'homogénéité et de connexité. Les régions doivent respecter les quatre conditions suivantes :

1.  $I = \bigcup R_i$  avec  $I$ =image et  $R_i$  appelé région .....(1)
2.  $R_i$  est constituée de pixels connexes pour tout  $i$  .....(2)
3.  $\text{Pred}(R_i) = \text{vrai}$  pour tout  $i$ ... (3)
4.  $\text{Pred}(R_i \cup R_j) = \text{faux}$  pour tout  $i \neq j$ ,  $R_i$  et  $R_j$  étant adjacents .....(4)

Ces conditions expriment que l'homogénéité d'une région  $R_i$  est définie par un prédicat d'uniformité noté  $\text{Pred}(R_i)$ . Ce prédicat est vrai si  $R_i$  est homogène, faux dans le cas contraire [31].

Il existe quatre approches de segmentation en régions:

1. La segmentation par division de régions.
2. La segmentation par fusion de régions.
3. La segmentation par division-fusion de régions.
4. La segmentation par croissance de régions.

Les détails concernant la segmentation par croissance régions seront donnés dans le chapitre suivant.

### 3.4.2. Segmentation par contours

Dans certains cas, il est difficile de distinguer des zones par leur valeur de niveau de gris. Cependant, il est possible d'en distinguer les frontières. La méthode de segmentation devra tirer parti de cette propriété. En général, la détection de contour n'est qu'une étape préliminaire dans la reconnaissance d'objets car elle fournit plus d'informations sur les régions que les régions elles-mêmes et doit donc être complétée par un algorithme de segmentation par régions. Cependant, on peut dire que les contours constituent des indices riches, au même titre que les points d'intérêts, pour toute interprétation ultérieure de l'image et méritent donc d'être traités à part [32].

Le principe de la détection de contours repose donc sur l'étude des dérivées de la fonction d'intensité dans l'image :

1. Les extrema locaux du gradient de la fonction d'intensité.
2. Les passages par zéro du laplacien.

Ces deux approches ont pour principe d'assimiler les contours aux discontinuités d'ordre 0 de la fonction d'intensité. Hors le calcul de la dérivée nécessite un préfiltrage des images. Les filtres sont linéaires dans le cas de bruit de moyenne nulle ou non linéaire pour les bruits impulsionsnels. Les inconvénients sont le plus souvent dus à la présence de bruit dans les images.

Les différentes approches existantes peuvent être réparties selon la manière d'estimer les dérivées de la fonction d'intensité :

1. par différences finies (opérateurs de Roberts, de Prewitt, de Sobel (très populaire), de Kirch, de Robinson)
2. par filtrage optimal (filtres de Shen-Castan, de Deriche, filtre Gaussien)
3. par modélisation de la fonction d'intensité.

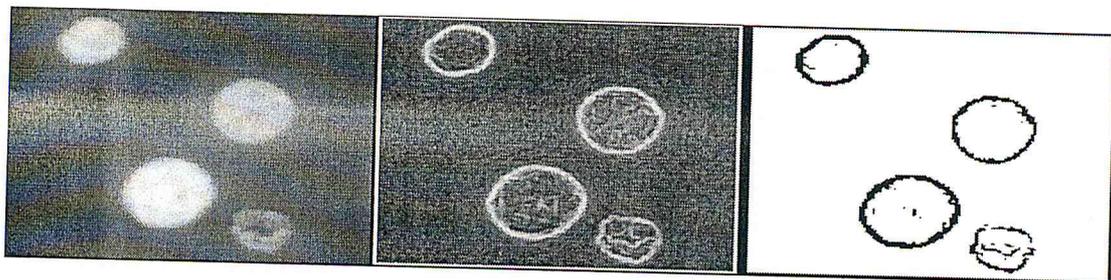


Figure 3.5 : Segmentation par contour

### 3.4.3. Segmentation par morphologie mathématique

#### 3.4.3.1. Définition

La morphologie mathématique est une théorie d'analyse d'images introduite en 1964 par G. Matheron et J. Serra. Son objectif principal est l'extraction de connaissances à partir de mesures fondées sur les formes et les structures des objets contenus dans l'image étudiée. Le principe de base consiste à parcourir cette dernière à l'aide d'éléments structurants assimilables à des filtres et présentant des propriétés géométriques connues, choisies en fonction des objectifs à atteindre [33].

La morphologie mathématique, dont les principes sont valables tant dans les espaces continus que discrets, a vu, en l'espace d'une quarantaine d'années, son usage se généraliser dans toutes les disciplines requérant des outils d'analyse quantitative ou qualitative : métrologie, astronomie, imagerie biomédicale, aérienne ou satellite.

### 3.4.3.2. Élément structurant

Un élément structurant, appelé aussi ES, est un ensemble qui possède les caractéristiques suivantes :

1. il possède une forme (géométrie connue),
2. cette forme a une taille,
3. une ou plusieurs directions,
4. cet élément est repéré par son origine.

L'origine appartient généralement à l'élément structurant mais ce n'est pas une obligation. Les éléments structurants élémentaires les plus usuels sont présentés dans le tableau 3.1.

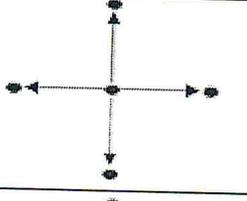
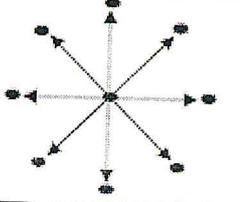
Éléments structurants	Notation	Représentation
Le plus proche voisin droit	V1-D	
Le plus proche voisin gauche	V1-G	
Le plus proche voisin haut	V1-H	
Le proche voisin bas	V1-B	
Les deux plus proches voisins horizontaux	V2-H	
Les deux plus proches voisins verticaux	V2-V	
Les quatre plus proches voisins	V4	
Les huit plus proches voisins	V8	

Tableau 3.1 : Les éléments structurants élémentaires les plus usuels

### 3.4.3.3. Opérations de base

Dans ce qui suit, sont présentés les principaux opérateurs binaires ou à niveaux de gris utilisés en morphologie mathématique.

#### 1. Cas de la morphologie binaire

En morphologie binaire, une image  $X$  est considérée comme une partie d'un ensemble  $E \subseteq \mathbb{R}^n$  ou  $\mathbb{Z}^n$ , dont l'origine est notée  $o$  [33].

**Translation :** Soit  $p \in E$ . La translation par  $p$  transforme tout point  $q \in E$  en un point  $q + p$ , et toute partie  $X \subset E$  en sa translatée par  $p$ , notée  $X_p$  et définie par :

$$X_p = \{x + p \mid x \in X\}.$$

À partir de cette notion de translation, il est possible de définir l'ensemble des opérations de base de la morphologie binaire.

**Addition de Minkowski :** Soit  $X, B \subseteq E$ . L'addition de Minkowski de  $X$  par  $B$  est l'opération binaire  $\oplus$  définie par :

$$X \oplus B = \bigcup_{b \in B} X_b = \bigcup_{x \in X} B_x = \{x + b \mid x \in X; b \in B\}.$$

**Soustraction de Minkowski :** Soit  $X, B \subseteq E$ . La soustraction de Minkowski de  $X$  par  $B$  est l'opération binaire  $\ominus$  définie par :

$$X \ominus B = \bigcap_{b \in B} X_{-b} = \{p \in E \mid B_p \in X\}.$$

**Dilatation :** Soit  $B \subseteq E$ . La dilatation par  $B$  est la fonction  $\delta_B$  définie, pour tout  $X \subseteq E$ , par :

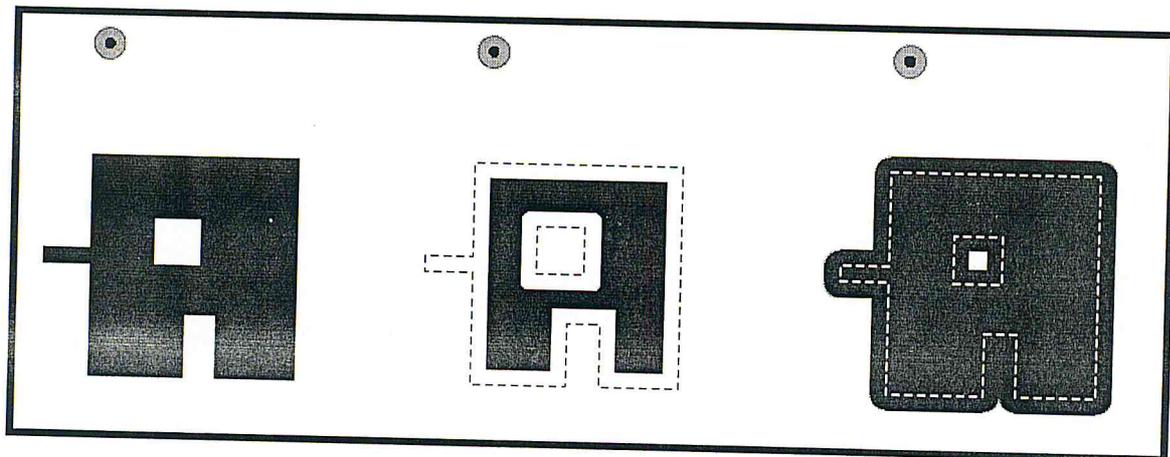
$$\delta_B : X \mapsto X \oplus B$$

**Érosion :** Soit  $B \subseteq E$ . L'érosion par  $B$  est la fonction  $\varepsilon_B$  définie, pour tout  $X \subseteq E$ , par :

$$\varepsilon_B : X \mapsto X \ominus B$$

L'érosion et la dilatation sont des opérations duales.

Dans ces définitions, l'ensemble  $B$  est appelé élément structurant. La dilatation (resp. l'érosion) d'un objet  $X$  par un élément structurant  $B$  a pour principal effet l'augmentation (resp. la diminution) de la taille de  $X$  en fonction de la forme et de la taille de  $B$ . Un exemple d'érosion et de dilatation d'un objet en 2D par un élément structurant circulaire est illustré en figure 3.6. On remarque que si l'élément structurant considéré n'est pas positionné sur l'origine de  $E$  ( $o \notin B$ ), l'objet dilaté ou érodé subit une translation dépendant de la position de  $B$  par rapport à  $o$ .



**Figure. 3.6.** Exemple d'érosion et de dilatation binaire. À gauche : image initiale (objet en noir, élément structurant en gris, centré sur l'origine). Au milieu : objet après érosion par l'élément structurant (contours de l'objet initial en pointillés). À droite : objet après dilatation par l'élément structurant (contours de l'objet initial en pointillés). On observe ici le comportement dual de l'érosion qui, à l'inverse de la dilatation, accroît la taille des trous et concavités de l'objet mais réduit l'épaisseur de celui-ci et tend à faire disparaître ses zones convexes [33].

## 2. Cas de la morphologie à niveaux de gris

En morphologie à niveaux de gris, les images et les éléments structurants sont définis comme des fonctions  $E \rightarrow T$  ( $T = \mathbb{Z}$  ou  $\mathbb{R}$ ). On définit alors l'érosion et la dilatation par un élément structurant à niveaux de gris comme suit [34] :

**Dilatation :** Soit  $b : E \rightarrow T$  une fonction structurante et  $B = \text{supp}(b) = \{p \mid b(p) > -\infty\}$  son support. La dilatation par  $b$  d'une image  $f : E \rightarrow T$  est définie par :

$$\forall p \in E, (f \oplus b)(p) = \sup(f(p - q) + b(q)), q \in B.$$

avec la convention :  $+\infty - \infty = -\infty$ .

**Érosion :** Soit  $b : E \rightarrow T$  une fonction structurante et  $B = \text{supp}(b) = \{p \mid b(p) > -\infty\}$  son support. L'érosion par  $b$  d'une image  $f : E \rightarrow T$  est définie par :

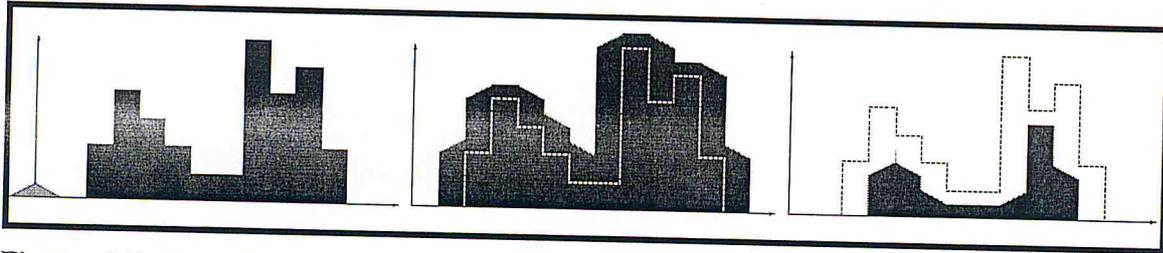
$$\forall p \in E, (f \ominus b)(p) = \inf(f(p + q) - b(q)), q \in B.$$

avec la convention :  $+\infty - \infty = +\infty$ .

La morphologie binaire s'intègre ainsi de manière naturelle dans le cadre de la morphologie à niveaux de gris.

À l'instar de l'érosion (resp. de la dilatation) plate, l'opération utilisant des éléments structurants non plats a pour effet de réduire (resp. d'augmenter) la taille des zones sombres (resp. des zones claires) de l'image. L'intensité de ces zones peut également être affectée

(augmentée ou réduite) en fonction du signe de la fonction utilisée comme élément structurant [33]. La morphologie binaire s'intègre de manière naturelle dans le cadre de la morphologie à niveaux de gris.



**Figure. 3.7.** Exemple d'érosion et de dilatation à niveaux de gris sur une image en utilisant un structurant de forme triangulaire. À gauche : image initiale (objet en noir, élément structurant en gris, centré sur l'origine). Au milieu : objet dilaté (objet initial en pointillés). À droite : objet érodé (objet initial en pointillés). On constate l'apparition de nouveaux niveaux de gris dans les deux images résultats, due au profil de niveaux de gris de l'élément structurant employé [33].

#### 3.4.3.4. Les filtres morphologiques

Nous allons présenter dans ce qui suit quelques filtres morphologiques : les ouvertures et les fermetures morphologiques, Gradient Morphologique, le chapeau haut de forme.

##### *Ouverture et fermeture morphologiques*

Les filtres morphologiques les plus répandus sont les ouvertures et les fermetures morphologiques. Les définitions d'ouverture et de fermeture binaires se généralisent comme suit aux images à niveaux de gris.

#### 1. Cas d'image binaire

L'ouverture est une composition d'une érosion puis d'une dilatation et la fermeture est une composition d'une dilatation puis d'une érosion.

**Ouverture :** Soit  $B \subseteq E$ . L'ouverture par  $B$  est la fonction  $\gamma_B$  définie, pour tout  $X \subseteq E$ , par :

$$\gamma_B : X \mapsto X \circ B = (X \ominus B) \oplus B.$$

**Fermeture :** Soit  $B \subseteq E$ . La fermeture par  $B$  est la fonction  $\Phi_B$  définie, pour tout  $X \subseteq E$ , par :

$$\Phi_B : X \mapsto X \bullet B = (X \oplus B) \ominus B.$$

#### 2. Cas de la Morphologies à niveaux de gris

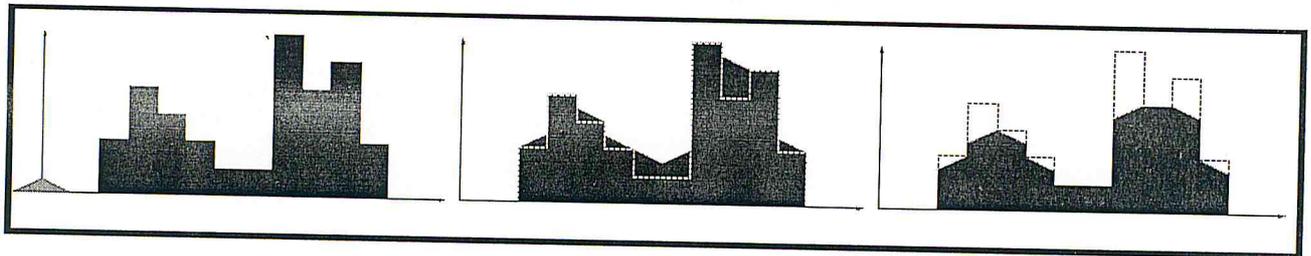
**Ouverture :** Soit  $b : E \rightarrow T$  une fonction structurante. L'ouverture par  $b$  d'une image  $f : E \rightarrow T$  est définie par :

$$f \circ b = (f \ominus b) \oplus b$$

**Fermeture :** Soit  $b : E \rightarrow T$  une fonction structurante. La fermeture par  $b$  d'une image  $f : E \rightarrow T$  est définie par :

$$f \bullet b = (f \oplus b) \ominus b$$

L'ouverture supprime les parties claires de l'image qui ne peuvent contenir totalement l'élément structurant  $b$ . De manière duale, la fermeture supprime les parties sombres de l'image qui ne peuvent contenir totalement la transposée de l'élément structurant  $-b$  [33]. Un exemple d'ouverture et de fermeture sur est illustré en figure 4.3.



**Figure. 3.8 :** Exemple de fermeture et d'ouverture par un élément structurant à niveaux de gris sur une image 1D. À gauche : image initiale (objet en noir, élément structurant en gris, centré sur l'origine). Au milieu : fermeture de l'image initiale (objet initial en pointillés). À droite : ouverture de l'image initiale (objet initial en pointillés) [33].

### Gradient Morphologique

En vision humaine, c'est la distinction entre deux objets ou entre un objet et le fond par la perception du changement de valeurs de gris. Le gradient morphologique est la différence entre le dilaté et l'érodé d'une image :

#### 1. Cas de la morphologie binaire

Soit  $X$  une image binaire,  $B_x$  un élément structurant élémentaire. Le gradient de  $X$ , noté  $G(X)$  est défini par la différence (ensembliste) entre le dilaté et l'érodé de  $X$  par l'élément  $B_x$  :

$$G(X) = [(X \oplus B_x) - (X \ominus B_x)]$$

Au lieu de considérer la différence entre le dilaté et l'érodé, on peut également définir les gradients extérieurs  $G^+$  et intérieurs  $G^-$ .

$$G^-(X) = X - E^B(X)$$

$$G^+(X) = D^B(X) - X$$

## 2. Cas à niveaux de gris

Soit  $f$  une fonction,  $B_x$  un élément structurant élémentaire. Le gradient de  $f$ , noté  $G(f)$  est défini par la différence entre le SUP et l'INF de  $f$ :

$$G(f) = [\text{SUP}(f) - \text{INF}(f)] = [(f \oplus B_x) - (f \ominus B_x)]$$

Également les gradients extérieurs et intérieurs :

$$G^-(f) = f - E^B(f)$$

$$G^+(f) = D^B(f) - f$$

L'avantage des gradients morphologiques est la distinction entre le gradient intérieur et l'extérieur et le contrôle de la taille du changement des valeurs de gris qui est prise en compte en choisissant la taille de l'élément structurant.

### *Chapeau haut de forme*

Par analogie avec le gradient morphologique nous pouvons calculer également la différence entre l'image et sa version ouverte ou fermée. Le résultat est la transformation chapeau haut de forme. Le C.H.F extrait tous les détails d'une image qui ont été effacés par le filtrage correspondant :

$$\text{C.H.F}_O(X) = X - O^B(X)$$

ou

$$\text{C.H.F}_O(f) = f - f^B$$

$$\text{C.H.F}_F(X) = F^B(X) - X$$

ou

$$\text{C.H.F}_F(f) = f^B - f$$

$\text{C.H.F}_O$  est appelé aussi la transformation chapeau haut de forme blanc (extraction des détails clairs), et  $\text{C.H.F}_F$  la transformation chapeau haut de forme noire (extraction des détails sombres). Contrairement aux gradients morphologiques, ce ne sont pas les bords des objets qui sont détectés, mais les détails qui ont été enlevés par l'ouverture / la fermeture correspondante.

## 3.5. Travaux existants

L'analyse d'images rétiniennes suscite l'intérêt du laboratoire LATSI. Plusieurs travaux ont été réalisés [11] [9] [34] au sein du laboratoire LATSI pour la détection de pathologies rétiniennes à un stade précoce. Le premier travail réalisé [11] s'est intéressé à l'analyse des angiographies rétiniennes pour l'aide au diagnostic de la rétinopathie diabétique. Le [9] avait pour but la détection des structures rétiniennes à partir d'images angiographiques couleurs. Le [34] a présenté une méthode pour la segmentation d'images angiographiques par la morphologie mathématique floue. Nous nous sommes basés sur ces travaux pour développer notre système d'analyse d'images rétiniennes par le RàPC.

### 3.6. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre la chaîne d'analyse d'images. Le prétraitement permet l'amélioration de la qualité d'image. La segmentation des images permet d'isoler chacun des objets présents dans une image. La phase d'extraction des caractéristiques consiste à calculer un ensemble de mesures permettant de représenter chaque objet de façon unique. Notre choix s'est porté sur la morphologie mathématique pour la segmentation des images rétiniennes. L'avantage remarquable qu'offre la morphologie mathématique est que la plupart des transformations utilisées peuvent être illustrées facilement et leur résultat est visualisé immédiatement même si l'algorithme sous-jacent est parfois complexe [33].

# Chapitre 4 :

## Détection des microanévrismes par le RàPC

## 4.1 Introduction

Le microanévrisme est le premier signe ophtalmoscopique de la rétinopathie diabétique. Le nombre de microanévrismes augmente progressivement et cette augmentation est un bon indice de sa progression dans les stades initiaux. Plusieurs études ont montré que le nombre initial de microanévrismes et leur taux d'augmentation étaient de bons facteurs prédictifs de l'aggravation de la rétinopathie diabétique [10].

Nous proposons une méthode pour le développement d'un système d'aide au diagnostic des microanévrismes assisté par ordinateur. La méthode proposée comprend deux étapes majeures : l'étape de recueil des données dont le but est l'identification des microanévrismes candidats (= RDI, Région D'Intérêt) à partir des images angiographiques. La deuxième étape est la classification des RDIs par le raisonnement à base de cas (RàPC). Cette étape permettra de classer chaque RDI en vrai positif ou faux positif microanévrisme, en exploitant des connaissances déjà acquises dans des expériences passées. Le choix du cas similaire se base sur l'estimation d'un degré de flou.

## 4.2. Méthodologie adoptée

### 4.2.1. Description générale du système

Le système proposé comprend deux principales étapes : l'étape de recueil de données qui permet de trouver les microanévrismes candidats et l'étape d'estimation du degré de flou par le RàPC. Le degré de flou détermine si la région candidate correspond à un vrai positif ou faux positif microanévrisme.

Le système trouve des RDIs automatiquement à partir d'une image angiographique. Dans ce système, une RDI (= Région D'Intérêt) est considérée comme un microanévrisme potentiel. Une RDI appartient à l'une des deux catégories : la première catégorie qui correspond à un vrai microanévrisme (appelé VP ; vrai positif) et la deuxième catégorie qui correspond au faux microanévrisme (appelé FP ; faux positif). Pour éviter les faux négatifs lors de la recherche des microanévrismes, le système produit plusieurs RDIs pour obtenir une plus grande probabilité de détection de tous les microanévrismes.

Pour estimer le degré de flou, le système utilise le raisonnement à base de cas (RàPC). Le degré de flou est défini comme le degré que la RDI apparait un vrai positif microanévrisme. Le degré de flou a une valeur comprise entre 0 et 1. Le degré de flou avec une valeur de 1 indique que la RDI correspond clairement à un vrai microanévrisme et le

degré de flou avec une valeur de 0 indique clairement que la région RDI correspond à un faux microanévrisme.

Le terme “cas” représente une RDI, les descripteurs du problème sont les caractéristiques de la RDI. La solution représentée est le degré de flou de 0.0 à 1.0. Le système RàPC jouera le rôle d'un classificateur des RDIs.

Le schéma suivant représente l'architecture du système :

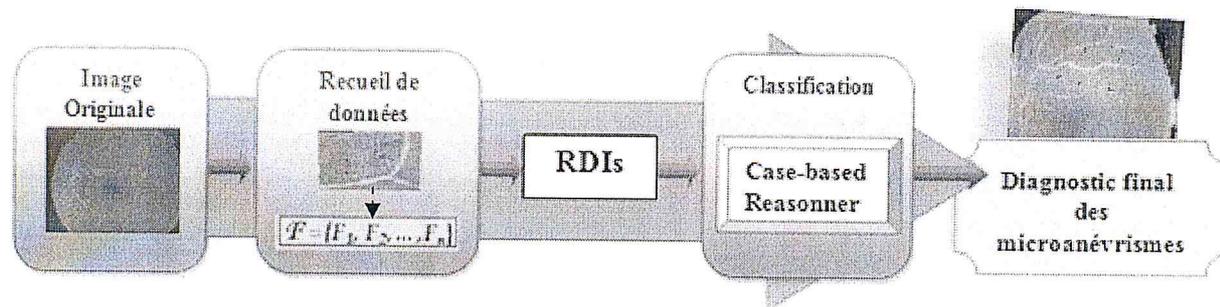


Figure 4.1 : L'architecture du système

#### 4.2.2. Procédure de recueil de données

Dans cette phase nous allons décrire la méthode adoptée pour la détection automatique des microanévrismes. Le résultat final de cette étape est un ensemble de RDIs pour lequel un nombre de caractéristiques est calculé.

Cette phase comprend trois étapes:

- une première étape correspondant à un prétraitement afin de diminuer le bruit et améliorer l'image.
- une deuxième étape correspondant à la segmentation d'image pour délimiter les RDIs, afin d'aboutir à l'extraction de leurs caractéristiques.
- une troisième étape à la caractérisation des RDIs.

Les étapes de la méthode sont illustrées dans la figure 4.2 :

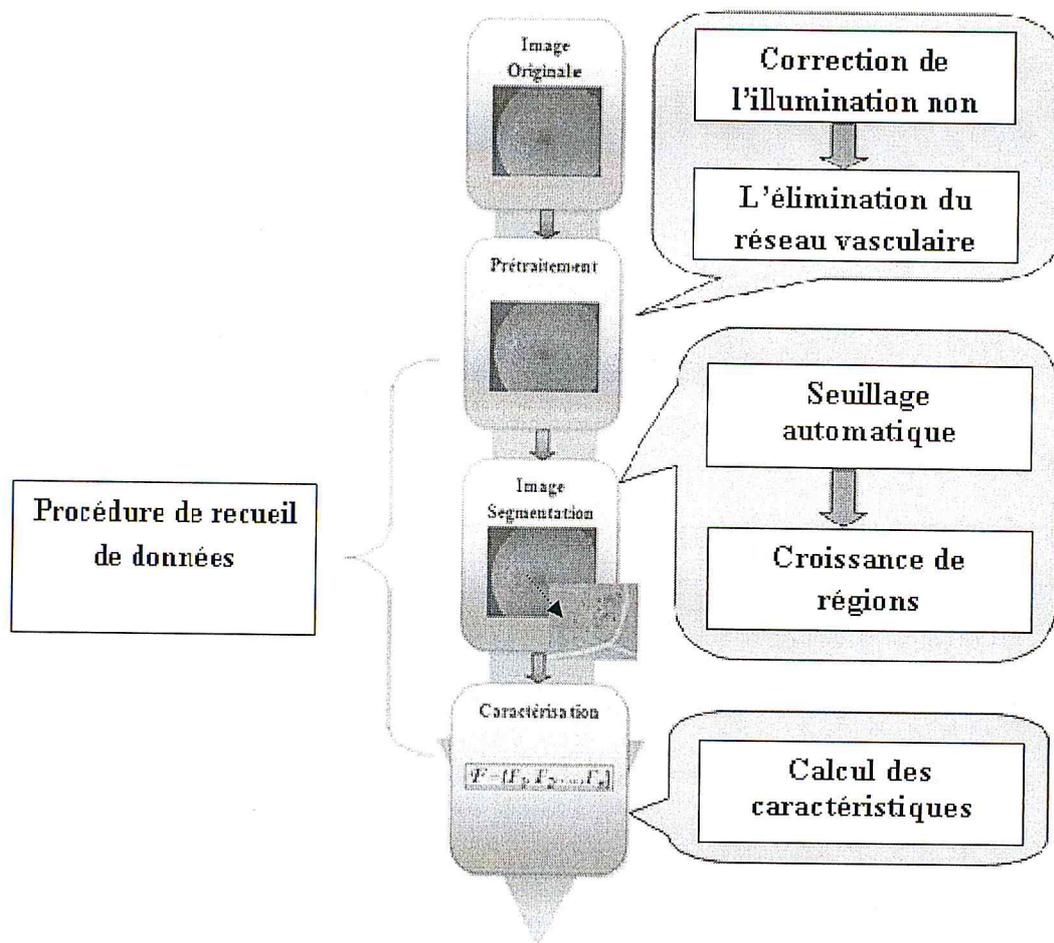


Figure 4.2 : Différentes étapes de la procédure de recueil de données

#### 4.2.2.1. Le prétraitement

Le prétraitement a pour but l'amélioration des images rétiniennes acquises, par la correction de l'illumination non uniforme dans l'image et par élimination du réseau vasculaire.

##### *Correction de l'illumination non uniforme*

La correction d'illumination non uniforme a beaucoup d'importance pour l'analyse automatique des images rétiniennes, car les structures de la rétine ne peuvent pas être caractérisées par leur couleur ou par leur niveau de gris. La non-uniformité de l'éclairage de la rétine est due aux méthodes d'illumination et à la géométrie de l'œil.

Afin de corriger l'illumination non uniforme, la différence entre la valeur de gris du pixel donné par rapport à une image qui est une approximation du fond est calculée, donc des variations lentes de valeurs du gris. Il existe plusieurs méthodes pour le calcul de

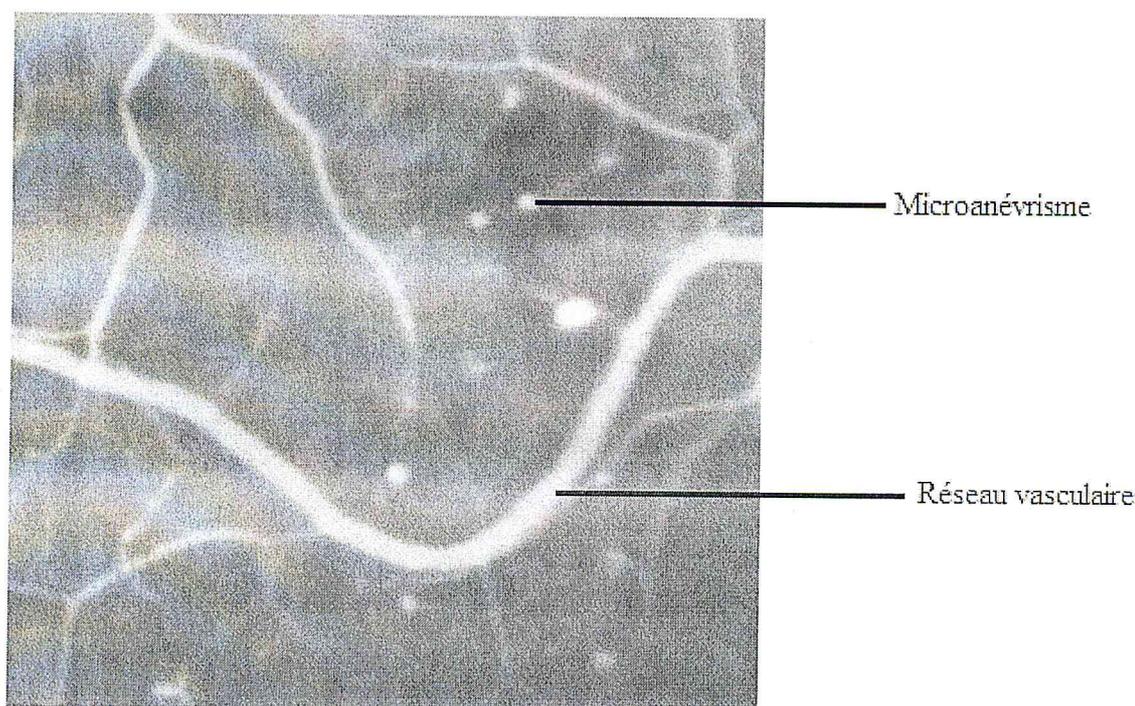
l'approximation du fond : nous pouvons, par exemple, calculer la moyenne de l'image en utilisant une grande fenêtre que l'on déplace sur l'image, ou calculer la médiane, réaliser une ouverture ou une fermeture morphologique, ou bien appliquer d'autres filtres qui éliminent tous les détails d'intérêt [35].

Pour corriger l'illumination non uniforme un filtre moyen est appliqué à l'image. L'image corrigée  $CI_{\text{norm}}(f)$  est obtenue en soustrayant l'image moyenne de l'image originale. Soit  $f$  la fonction,  $A(f)$  l'approximation du fond et  $c$  une constante (pour éviter des valeurs négatives). L'opérateur de correction d'illumination  $CI(f)$  s'écrit sous la forme suivante :

$$[CI(f)](x) = f(x) - [A(f)](x) + c \quad (4.1)$$

### *L'élimination du réseau vasculaire*

Dans une image angiographique le réseau vasculaire et les microanévrismes sont des éléments clairs, comme montre la figure 4.3, pour distinguer entre le réseau vasculaire et les microanévrismes, une transformation chapeau haut de forme associée au supremum d'ouvertures est utilisée.



**Figure 4.3 :** *Microanévrisme et le réseau vasculaire dans une image angiographique*

Les microanévrismes correspondent à des pics dans une image angiographique, le meilleur critère pour les détecter est leur taille « leur diamètre ». Le réseau vasculaire est une

structure fine et linéaire de forme allongée qui contient un élément structurant linéaire dans une direction. Le supremum d'ouvertures avec des éléments structurants linéaires efface les pics et préserve des structures fines suffisamment linéaires pour contenir l'élément structurant. Le supremum d'ouvertures est décrit par la formule suivante :

$$I_s = \sup_{i=1, \text{dn}} (\gamma Bi(I_c)) \quad (4.2)$$

Où :  $I_s$  est le supremum d'ouvertures

$I_c$  est l'image corrigée

$B$  est l'élément structurant linéaire

$\text{dn}$  nombre de directions

Après l'élimination des pics par le supremum d'ouvertures qui sont les éléments recherchés, un chapeau haut de forme « top hat » est appliqué, dont sa formule est la suivante :

$$I_{\text{tophat}} = I_c - I_s \quad (4.3)$$

Le chapeau haut de forme permet de préserver que des éléments clairs de taille inférieure à la taille de l'élément structurant, pour cela la taille de l'élément structurant choisie doit être assez importante pour favoriser les microanévrismes.

#### 4.2.2.2. La segmentation d'image

##### *La binarisation*

Les régions candidates sont représentées par des objets sur une image binaire. L'image binaire est obtenue par l'application d'un seuil automatique sur l'image à teintes de gris. Le seuil correspond au contraste minimal d'une région pour être considérée comme un microanévrisme candidat.

Un mauvais choix du seuil peut entraîner un nombre de faux positifs extrêmement élevé ou des vrais positifs ratés. Une RDI est une région considérée comme un microanévrisme potentiel et que son contraste dépasse la valeur seuil, cette valeur est la même pour toutes les images. Le choix du seuil est très important pour distinguer entre les RDIs susceptibles d'être des microanévrismes et ceux qui ne le sont pas. Le seuil est un compromis entre la sensibilité et la spécificité. La sensibilité est le pourcentage des microanévrismes qui ont été correctement détectés, alors que la spécificité est pourcentage

des objets trouvés par l'algorithme sans qu'ils ne correspondent à des vrais microanévrismes. Si par exemple l'application d'un seuil automatique dans une image donne un nombre de faux positifs très élevé et que tous les microanévrismes sont détectés, le seuillage dans ce cas ne sert à rien.

### *Croissance de régions*

L'algorithme de croissance de régions est utilisé pour bien délimiter les RDIs. A partir d'un ensemble de points initiaux, cette méthode agrège les pixels suivant un double critère : l'homogénéité et l'adjacence. Cette agrégation de pixels est contrôlée par un prédicat (expression booléenne). Le processus s'applique sur une ou plusieurs régions. Pour chaque région, il comprend une phase d'initialisation et une phase itérative. La phase itérative modifie la région R représentant l'objet segmenté.

### *Germes initiaux*

L'initialisation de la croissance de régions nécessite le positionnement de germes désignant la ou les premières régions. Bien entendu, le point ou la zone germe doit faire partie de la région recherchée, au risque d'obtenir une segmentation partiellement, voire totalement erronée. Ces germes constituent donc la région initiale  $R^{[0]}$ .

### *Un processus itératif*

Suite à la phase d'initialisation, un processus itératif de déformation ajoute progressivement des points situés à la périphérie de la région en train de croître, s'ils respectent le prédicat. Ces nouveaux points sont regroupés dans l'ensemble que l'on note  $C^{[n]}$ . Considérons une croissance de région ne faisant croître qu'une seule région. Étant donné une région initiale  $R^{[0]}$ , la région suivante  $R^{[n+1]}$  est obtenue à partir de la région courante  $R^{[n]}$  et de la couronne  $C^{[n]}$  par la réunion suivante :

$$R^{[n+1]} = R^{[n]} \cup C^{[n]}$$

Dans la croissance de région, la condition d'agglomération implique la définition d'un terme de similarité entre un point candidat et la région segmentée. Ce terme de ressemblance, appelé critère, est utilisé par le prédicat pour décider de l'ajout ou non d'un pixel. En pratique, le critère implique presque toujours une mesure d'homogénéité sur les intensités des points de la région segmentée [36]. Cet algorithme est décrit ci-dessous :

Créer la liste « [D] » des points de départs

**Pour** chaque pixel « P » dans la liste « [D] »

**Si** le pixel « P » est déjà associé à une région, alors prendre le pixel « P » suivant dans la liste « [D] »

Créer une nouvelle région « [R] »

Ajouter le pixel « P » dans la région « [R] »

Calculer la valeur/couleur moyenne de « [R] »

Créer la liste « [V] » des pixels voisins du pixel « P »

**Pour** chaque pixel « P<sub>n</sub> » dans la liste « [V] »

**Si** (« P<sub>n</sub> » n'est pas associé à une région ET « R + P<sub>n</sub> » est homogène) **Alors**

Ajouter le pixel « P<sub>n</sub> » dans la région « [R] »

Ajouter les pixels voisins de « P<sub>n</sub> » dans la liste « [V] »

Recalculer la valeur/couleur moyenne de « [R] »

**Fin Si**

**Fin Pour**

**Fin Si**

**Fin Pour**

#### 4.2.2.3. Caractérisation

L'étape caractérisation est très importante pour pouvoir classifier les RDIs dans l'une des deux classes : vrais positifs ou faux positifs microanévrismes. Toutefois, il faut bien choisir les caractéristiques utilisées, l'usage des caractéristiques non significatives dans la classification influe sur les résultats obtenus. Afin d'éviter l'accumulation des caractéristiques dont l'utilité n'est pas démontrée, une examination de leur distributions pour les faux positifs et pour les vrais positifs est nécessaire.

Les caractéristiques utilisées sont les suivantes :

**La surface:** la caractéristique de la surface représente le nombre de pixel de la RDI.

**La circularité:** comme les microanévrismes ont l'apparence d'une forme proche d'un cercle, un autre critère de sélection peut reposer sur la morphologie des particules. Dans le chapeau haut de forme, il n'y a que des éléments de taille inférieure à un paramètre  $\lambda$ . Par contre, il peut y avoir quand même des éléments dans la coupe transversale qui ne sont pas du tout circulaires, mais plutôt de forme allongée. Pour cela, nous pouvons utiliser le critère de circularité des particules qui a une valeur entre 0 et 1. Plus la forme ressemble à un cercle, plus cette valeur sera proche de 1.

La circularité  $C$  d'une forme géométrique fermée plane quelconque est définie par la formule suivante :

$$C = \frac{4\pi S}{p^2} \quad (4.4)$$

Où :

$S$  est l'aire de forme géométrique.

$p$  est le périmètre.

**La mesure de contraste:** le contraste d'une RDI est le rapport entre la moyenne sur la région candidate et une région située autour. Cette caractéristique est plus robuste par rapport au bruit parce que la valeur de la caractéristique n'est pas dépendante d'un seul pixel.

$$\text{Contr}(R_i) = \frac{M_{\text{int}}}{M_{\text{ext}}} \quad (4.5)$$

Où :

$$M_{\text{ext}} = \frac{\sum_{j \in \text{Ext}(R_i)} im(j)}{S_{\text{ext}}} \quad (4.6)$$

$$M_{\text{int}} = \frac{\sum_{j \in R_i} im(j)}{S_i} \quad (4.7)$$

Avec :  $R_i$  est la région d'intérêt

$S_i$  surface de la RDI

$S_{\text{Ext}}$  surface de région située autour de la RDI

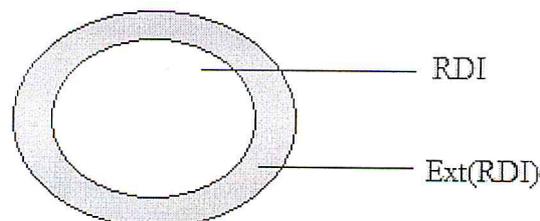


Figure 4.4. La caractéristique de contraste

**L'intensité moyenne:** l'intensité moyenne d'une RDI peut être calculée dans l'image originale (formule) ou dans l'image corrigée (formule)

$$IM_{\text{ori}} = \frac{\sum_{j \in R_i} im_{\text{ori}}(j)}{S_i} \quad (4.8)$$

$$IM_{\text{corr}} = \frac{\sum_{j \in R_i} im_{\text{corr}}(j)}{S_i} \quad (4.9)$$

Où :

$R_i$  est la région d'intérêt

$S_i$  est la surface de la RDI

### 4.2.3. La classification par le système RàPC

La classification par le système RàPC permet de décider si la RDI correspond à un microanévrisme ou pas. L'importance du RàPC qu'il résout des problèmes en se basant sur les solutions des problèmes déjà rencontrés dans le passé. Dans un système RàPC, l'expertise est capitalisée dans une base de cas passés. Le système RàPC utilisé dans cette approche calcule le degré de flou correspondant à un vrai microanévrisme à partir des valeurs des caractéristiques de chaque RDI. La valeur de degré de flou est de 0 (faux microanévrisme) à 1 (vrai microanévrisme). Dans ce système RàPC, nous adopterons le cycle à cinq phases : élaboration, remémoration, adaptation, révision, apprentissage. La figure 4.5 illustre l'architecture du système RàPC.

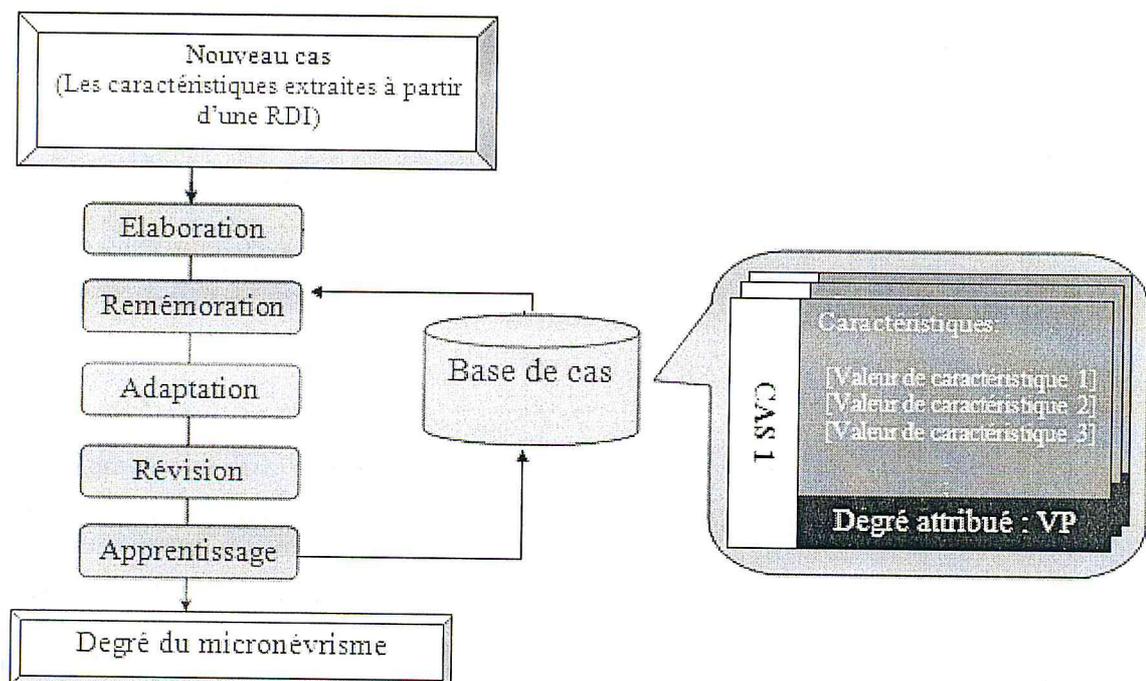


Figure 4.5 : L'architecture du système RàPC

#### 4.2.3.1. Phase Elaboration

La phase d'élaboration permet de passer d'un problème souvent mal exprimé à un problème correctement défini. Le cas est représenté dans notre système par le modèle

structurel qui est décrit dans la section 2.3.2. Un cas doit être décrit par la solution qui peut être des valeurs à estimer, des actions à adopter, des règles à suivre, etc.

Dans notre système un cas se référant à une RDI est décrit par :

- Les caractéristiques de la RDI calculées représentent les descripteurs de la partie problème de ce cas.
- Le degré de flou à estimer représente la partie solution de chaque cas.

La partie problème: est composée de trois descripteurs :

- L'intensité moyenne : ds1
- Contraste : ds2
- Circularité : ds3

La partie solution: est la valeur de degré de flou à estimer,  $\mu$ , sa valeur est entre 0 (faux positif microanévrisme) et 1 (vrai positif microanévrisme).

N° cas	Partie problème			Partie solution
N	Partie problème			Degré de flou attribué
	ds1	ds2	ds3	VP

**Figure 4.6:** Structure d'un cas de classification

Comme toutes les caractéristiques de la RDI sont importantes, les poids attribués à chaque caractéristiques sont égaux, soit  $w_i$  le poids du descripteur  $ds_i$ ,  $\forall i, w_i(ds_i)=1$ .

**4.2.3.2. Phase remémoration (Recherche de cas similaire)**

La phase de remémoration s'appui sur une mesure de similarité qui dépend de la représentation du cas. Elle permet de trouver les ou le cas source le plus similaire au cas cible. Deux mesures de comparaisons sont considérées dans cette approche :

- Mesure de similitude «  $dV$  »: reposant sur le calcul de la similarité entre le cas source et le cas cible.
- Mesures de dissimilarité «  $dF$  »: reposant, la notion de diversité.

Pour calculer la similarité entre le cas cible et les cas source, nous allons utiliser la mesure de similarité qui est décrit ci-dessous :

$$\text{Similairité}(C, S) = \sum_{i=1}^n w_i \times \text{sim}(d_i^C, d_i^S) \quad (4.10)$$

Où :

$w_i$  est le poids du descripteur.

$\text{sim}$  est la fonction de similarité.

$d_i^C$  et  $d_i^S$  sont les valeurs du descripteur  $i$  dans le cas cible et respectivement le cas source.

Nous allons utiliser la distance euclidienne comme fonction de similarité  $\text{sim}$ .  $dV$  est la distance euclidienne entre le cas cible et le plus proche vrai microanévrisme et  $dF$  est la distance euclidienne entre le cas cible et le plus proche faux microanévrisme.

#### 4.2.3.3. Phase d'adaptation (Réutilisation)

Le résultat de la phase recherche est un ensemble qui contient deux cas. Le premier cas est le cas similaire le plus proche au cas cible et le deuxième cas est le cas dissimilaire le plus proche au cas cible.  $dV$  est la distance euclidienne entre le cas cible et le cas source le plus similaire.  $dF$  est la distance euclidienne entre le cas cible et le cas source le plus dissimilaire.

Le degré de flou,  $\mu$ , correspondant à un vrai microanévrisme, du cas cible est estimé par la fonction suivante:

$$\mu = f(dV, dF) \quad (4.11)$$

Cette fonction donne des valeurs entre 0 et 1. Un cas avec un  $\mu=1$  appartient complètement à la catégorie des vrais microanévrismes tandis qu'un cas avec  $\mu=0$  appartient complètement à la catégorie des faux microanévrismes.

$$f(dV, dF) = \frac{dF}{dF + dV} \quad (4.12)$$

Le Degré de flou obtenu repose sur le principe de la théorie d'ensembles flous.

#### *Notion d'ensemble et de sous ensemble*

Une des notions fondamentales dans les mathématiques est la notion d'ensemble, créé par le mathématicien Georg Cantor. Il a défini les ensembles comme des collections

d'objets, appelés éléments, bien spécifiés et tous différents. Dans la théorie des ensembles, un élément appartient ou n'appartient pas à un ensemble. Ainsi, nous pouvons définir un ensemble par une fonction caractéristique pour tous les éléments  $x$  de l'univers de discours  $U$ . L'univers du discours est l'ensemble référentiel qui contient tous les éléments qui sont en relation avec le contexte donné.

La fonction caractéristique de l'ensemble  $E$ ,  $\mu_E : U \rightarrow \{0, 1\}$  est définie comme [4]:

$$\mu_E(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in E \\ 0 & \text{si } x \notin E \end{cases} \quad (4.13)$$

Zadeh le fondateur de la théorie des ensembles flous a étendu la notion d'un ensemble classique à l'ensemble flou qui le définit comme: « étant une collection telle que l'appartenance d'un élément quelconque à cette collection peut prendre toutes les valeurs entre 0 et 1 ». C'est une extension de la théorie des ensembles classiques où l'appartenance à un ensemble ne peut avoir que la valeur 0 (n'appartient pas) ou la valeur 1 (appartient) [37].

### ***Valeur d'appartenance***

La valeur d'appartenance est le degré de compatibilité d'un élément avec le concept qui est représenté par un ensemble flou.

La fonction  $\mu_B(x) : U \rightarrow [0, 1]$  est appelée une fonction d'appartenance. La valeur  $\mu_B(x)$  mesure l'appartenance ou le degré avec lequel un élément  $x$  appartient à l'ensemble  $B$  :

$$\mu_B(x) = \text{Degré}(x \in B)$$

L'ensemble de flou dans notre cas est utilisé pour modéliser l'incertitude dans la connaissance.

L'incertitude: la fonction d'appartenance  $\mu_A(x)$  est utilisée pour indiquer le degré de vérité de la proposition  $x$  est  $A$ . Dans ce cas, on connaît la valeur de  $x$  mais on ne connaît pas à quel ensemble elle appartient; en effet  $x$  peut appartenir à plusieurs ensembles avec différents (ou mêmes) degrés d'appartenance. L'ensemble flou modélise alors ici l'aspect *incertain* de la connaissance [38].

#### **4.2.3.4. Phase Révision**

Dans cette phase le degré de flou,  $\mu$ , est révisé par l'utilisateur. Si le cas actuel est définitivement diagnostiqué par l'utilisateur comme étant un vrai microanévrisme, le degré de flou associé à ce cas change à 1.0, dans le cas contraire le degré de flou est mis à 0.0.

#### **4.2.3.5. Phase apprentissage**

Dans la dernière phase, le cas cible est stocké dans la base de cas. Les deux dernières phases peuvent être ignorées par l'utilisateur s'il ne veut pas mettre à jour la base de cas.

### **4.3. Implémentation et mise en œuvre du système**

#### **4.3.1. Environnement de Programmation**

##### **4.3.1.1. MATLAB**

MATLAB est langage de programmation basé essentiellement sur le calcul matriciel, avec des fonctionnalités mathématiques et graphiques étendues. Le choix de langage est justifié par le nombre de boîtes à outils (toolbox) dédié au traitement d'image qui sont très utiles. En utilisant MATLAB, la résolution des problèmes de calcul scientifique est plus rapidement qu'avec les langages de programmation traditionnels, tels que C, C++ et Java.

MATLAB dispose de boîtes à outils supplémentaires qui élargissent l'environnement MATLAB pour résoudre des catégories particulières de problèmes dans plusieurs domaines d'applications, incluant le traitement du signal, la conception de systèmes de contrôle, les tests et les mesures, la modélisation et l'analyse financière, ainsi que la biologie informatique.

MATLAB offre un certain nombre de fonctionnalités : mathématiques pour l'algèbre linéaire, les statistiques, l'analyse de Fourier, le filtrage, l'optimisation et l'intégration numérique.

Des fonctionnalités graphiques 2-D et 3-D pour la visualisation des données, des outils pour la construction d'interfaces graphiques personnalisées, ainsi de fonctions pour l'intégration d'algorithmes développés en langage MATLAB, dans des applications et langages externes, tels que C/C++, Fortran, Java et Microsoft Excel.

##### **4.3.1.2. SQL Server**

Le langage SQL (Structured Query Language) peut être considéré comme le langage d'accès normalisé aux bases de données. Il est aujourd'hui supporté par la plupart des produits commerciaux que ce soit par les systèmes de gestion de bases de données micro tel

que Access ou par les produits plus professionnels tels que Oracle ou Sybase. Il a fait l'objet de plusieurs normes ANSI/ISO dont la plus répandue aujourd'hui est la norme SQL2 qui a été définie en 1992.

Le succès du langage SQL est dû essentiellement à sa simplicité et au fait qu'il s'appuie sur le schéma conceptuel pour énoncer des requêtes en laissant le SGBD responsable de la stratégie d'exécution. Le langage SQL propose un langage de requêtes. Néanmoins, le langage SQL ne possède pas la puissance d'un langage de programmation : entrées/sorties, instructions conditionnelles, boucles et affectations. Pour certains traitements il est donc nécessaire de coupler le langage SQL avec un langage de programmation complet. Pour cela nous avons utilisé MATLAB version 7.8.0 (R2009a) et la version Microsoft SQL Server 2008 R2.

### 4.3.2. Présentation du logiciel réalisé MicoCBR

#### 4.3.2.1. Fenêtre principale

La détection des microanévrismes se décompose de trois phases majeures : la phase de recueil de donnée, classification par RàPC et l'affichage du diagnostic final. La fenêtre principale permet d'accéder aux différentes phases.



Figure 4.7 : Fenêtre principale

#### 4.3.2.2. Panneau Recueil de données

Ce panneau dispose d'un bouton Parcourir, Accueil et trois panneaux « Prétraitement, Segmentation, Caractérisation ». Chaque panneau contient des boutons qui font appel à une fonction de traitement.

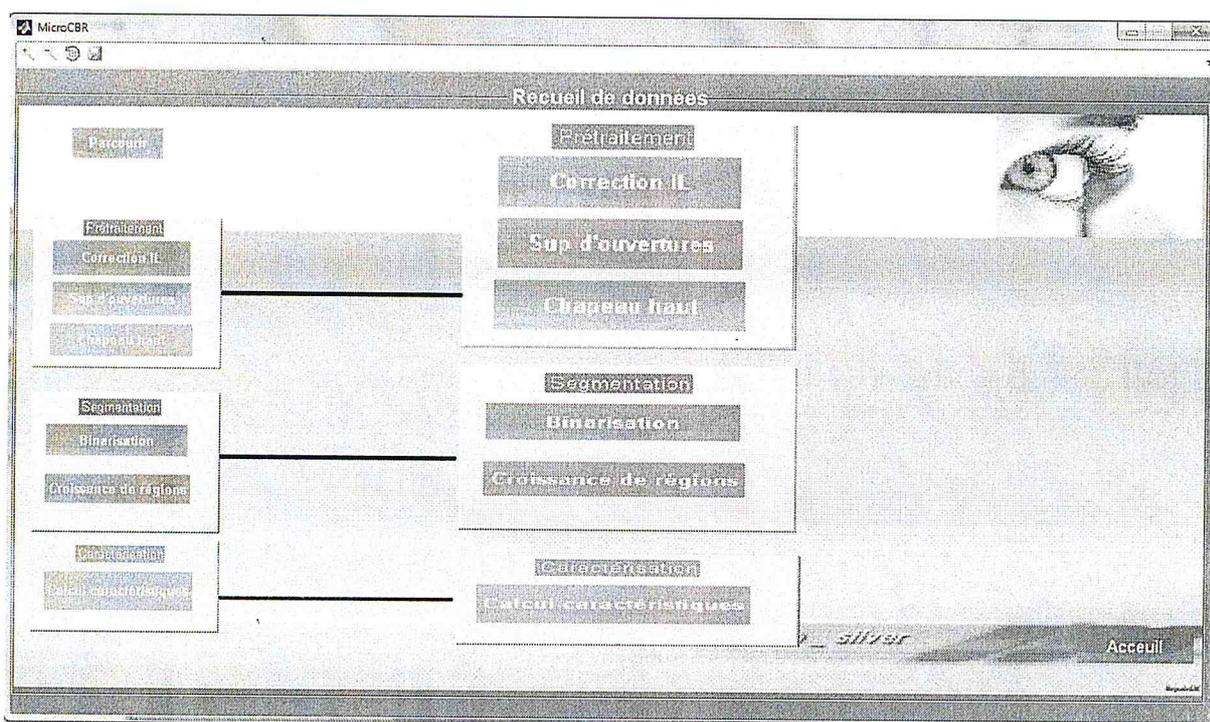
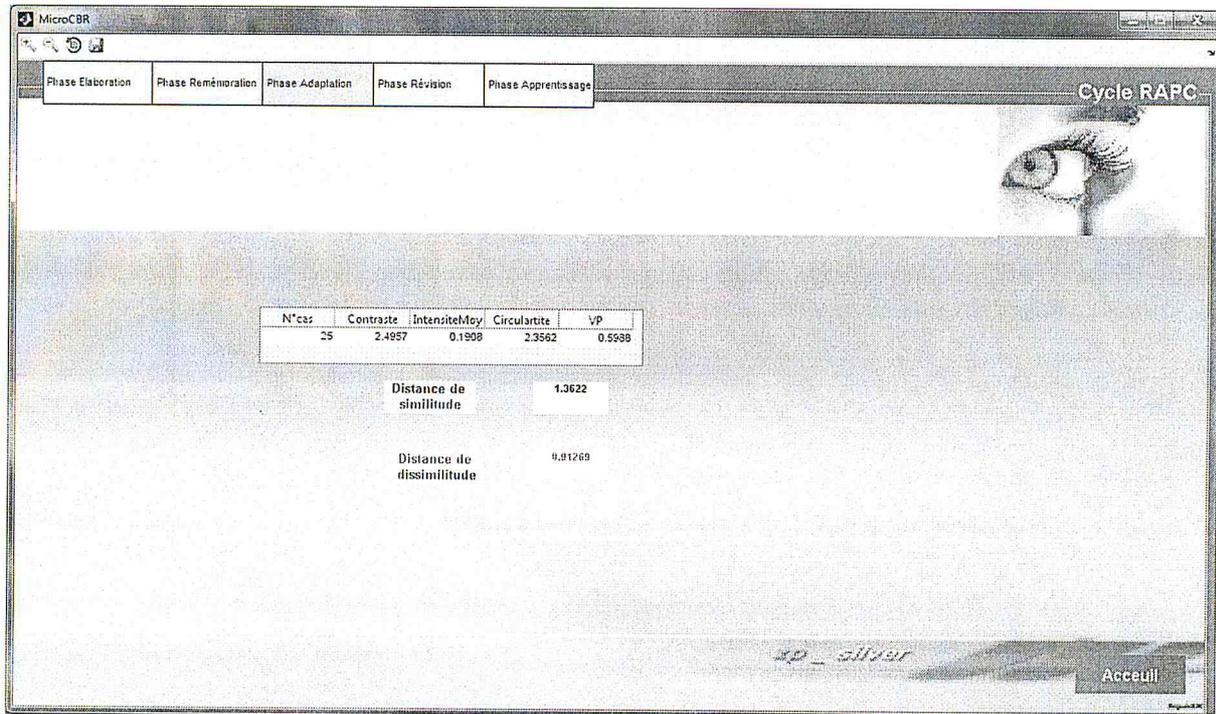


Figure 4.8 : Phase de recueil de données

- **Le bouton Parcourir :** à son exécution, une boîte de sélection apparaît permettant à l'utilisateur de choisir le nom du fichier image à ouvrir.
- **Le panneau Prétraitement** contient :
  - Le bouton Correction IL : permet de corriger l'illumination non uniforme de l'image.
  - Le bouton Sup d'ouvertures: permet l'application du supremum d'ouvertures.
  - Le bouton Chapeau haut: permet d'appliquer un chapeau haut de forme.
- **Le panneau Segmentation** contient:
  - Le bouton Binarisation: permet d'obtenir une image binaire après l'application d'un seuil automatique.
  - Le bouton croissance de régions: permet d'appliquer l'algorithme de croissance de régions.
- **Le panneau Caractérisation** contient:
  - Le bouton calcul caractéristique: à son exécution, un vecteur de caractéristiques est calculé pour chaque région.
- **Le bouton Accueil:** permet de récupérer la région sélectionnée et son vecteur de caractéristiques, et de retourner vers la fenêtre principale.

#### 4.3.2.3. Panneau Classification par RàPC



**Figure 4.9 :** *Phase Classification par le RàPC*

Ce panneau permet de visualiser le cas dans les différentes étapes du cycle de RàPC :

- Phase Elaboration
- Phase Remémoration
- Phase Adaptation
- Phase Révision
- Phase Apprentissage
- Le bouton Accueil: permet de retourner vers la fenêtre principale.

#### 4.2.2.4. Panneau Diagnostic final

Permet d'afficher le résultat final de la classification de régions candidates par le RàPC.

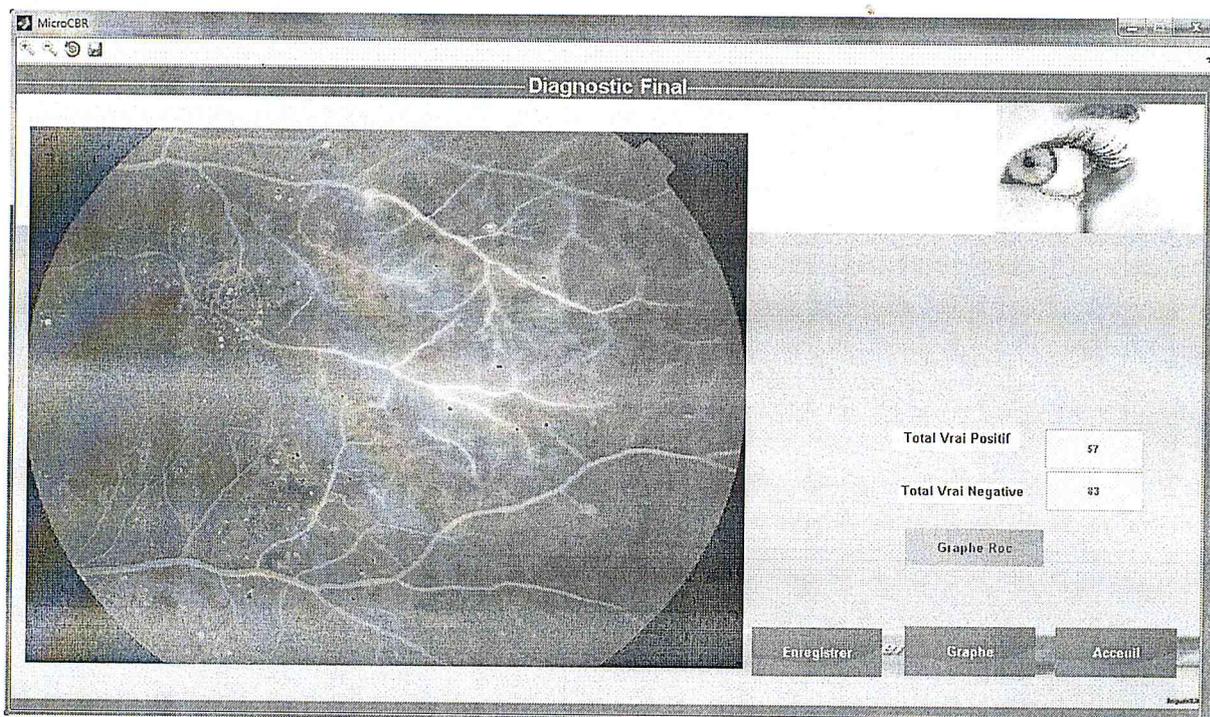


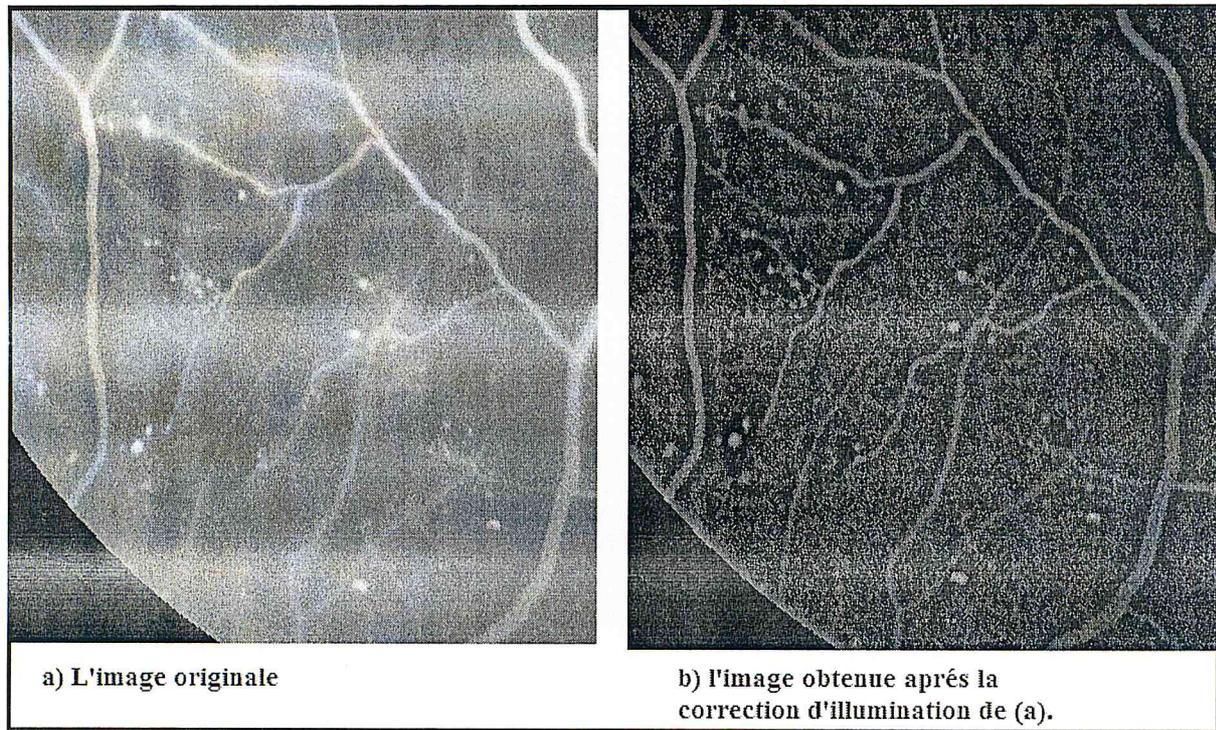
Figure 4.10. Phase de diagnostic final

### 4.3.3. Application et interprétation des résultats

Les différentes étapes nécessaires pour la détection automatique des microanévrismes sont présentées ci-dessous:

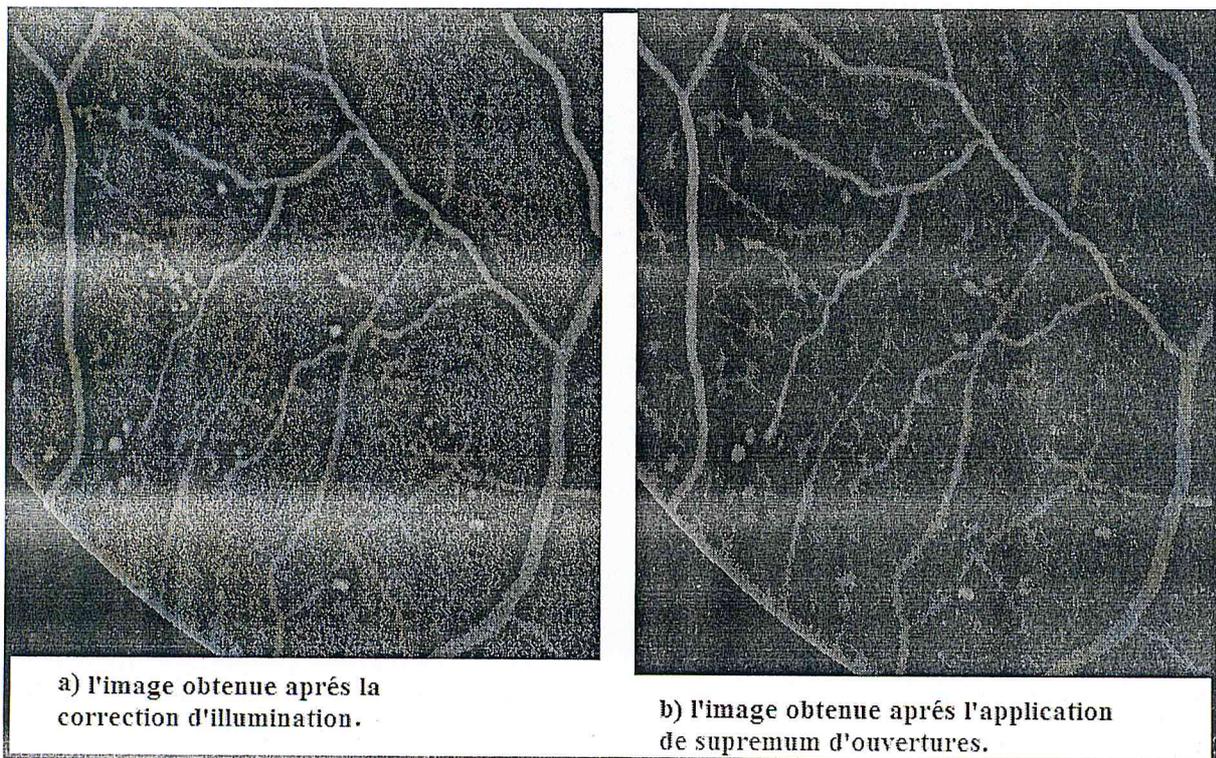
#### 4.3.3.1. Phase recueil de données

- 1) Il faut tout d'abord charger l'image angiographique de la rétine, qui passera par la suite par plusieurs traitements : le prétraitement, la segmentation et finalement la caractérisation.
- 2) Une correction d'illumination est ensuite réalisée. Les régions candidates recherchées se caractérisent par leurs petites tailles et les distinguer du bruit est très difficile. Pour corriger l'illumination non uniforme, nous avons utilisé un filtre moyen avec une taille de fenêtre qui permet de favoriser les microanévrismes par rapport aux autres structures dans l'image ayant une taille plus grande. L'image corrigée est obtenue par la soustraction de l'image filtrée de l'image originale. (figure 4.11).



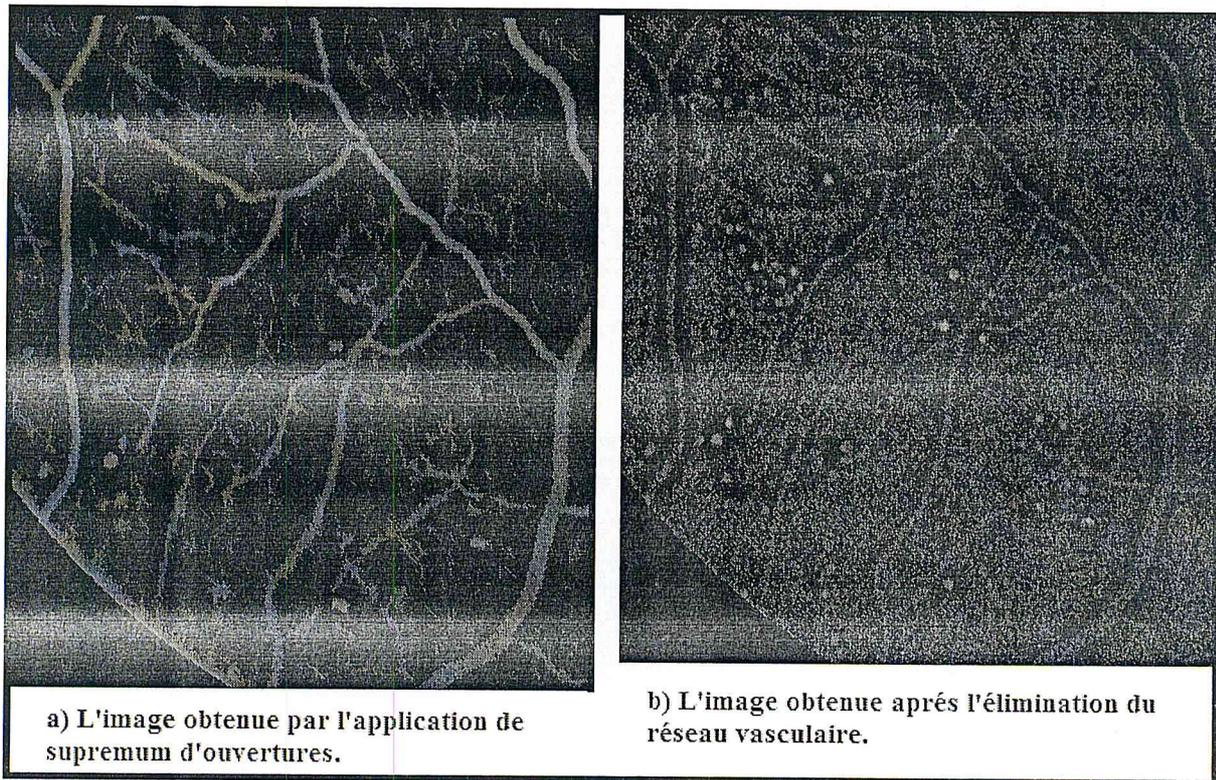
**Figure 4.11 :** *L'image angiographique après la correction de l'illumination non uniforme*

- 3) Le supremum d'ouvertures est appliqué en considérant un élément structurant linéaire. Pour que ce filtrage morphologique soit assez discriminant, la taille de l'élément structurant utilisé doit être relativement élevée. Après plusieurs tests, nous avons obtenu de bons résultats avec une taille égale à 17 (figure 4.12).



**Figure 4.12 :** *L'image angiographique après l'application du supremum d'ouvertures*

Un chapeau haut de forme est appliqué sur l'image améliorée pour éliminer le réseau vasculaire. Le chapeau haut de forme comme illustre la figure 4.13 permet la distinction entre le réseau vasculaire à l'aide d'un élément structurant.



**Figure 4.13 :** *L'image angiographique après l'application du chapeau haut de forme*

- 4) Binarisation de l'image : cette étape repose sur le choix d'un seuil pour la détection des objets recherchés (figure 4.15). Binariser une image revient à segmenter l'image en deux classes : le fond et l'objet. Un seuil mal choisi peut générer un grand nombre de faux positifs ou des vrais positifs peuvent être ratés (figure 4.14).



**Figure 4.14.** *L'influence du seuil sur les résultats*

- 5) Ensuite l'algorithme croissance de régions est appliqué sur l'image binaire pour bien délimiter les objets obtenus (figure 4.15).

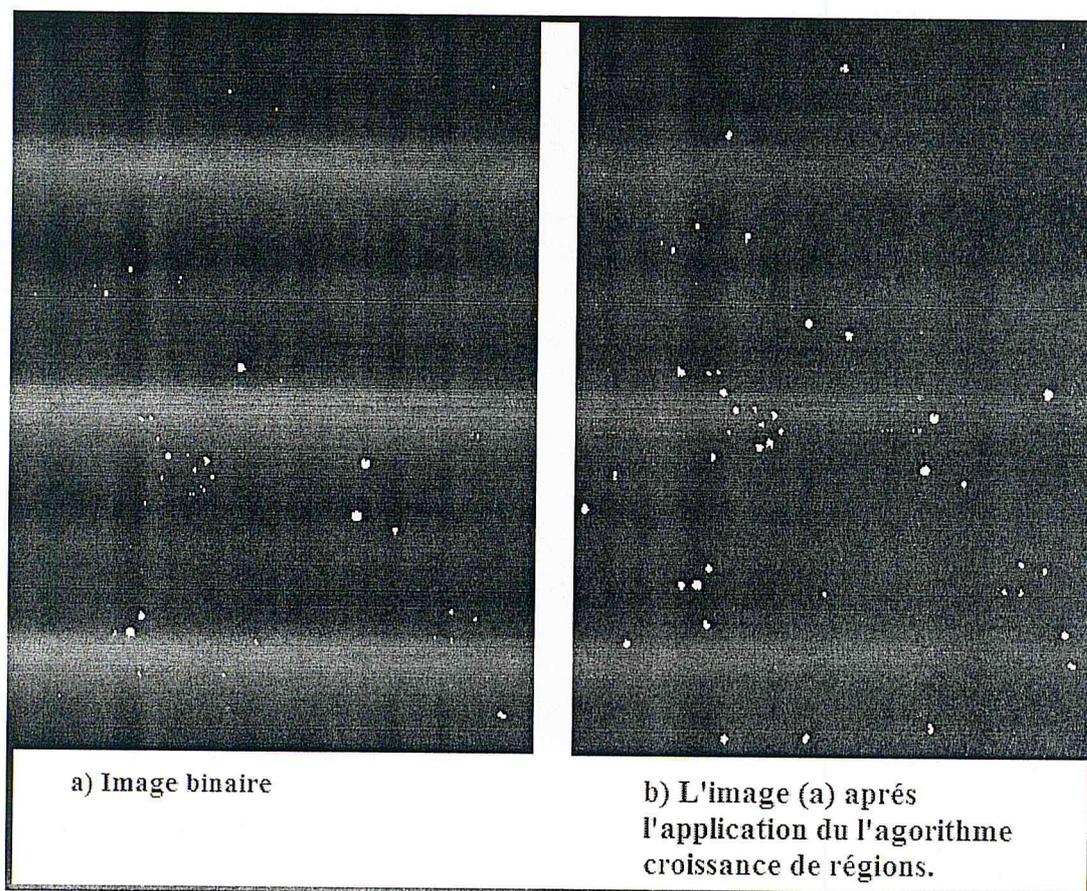


Figure 4.15 :L'application de l'algorithme de croissance de régions

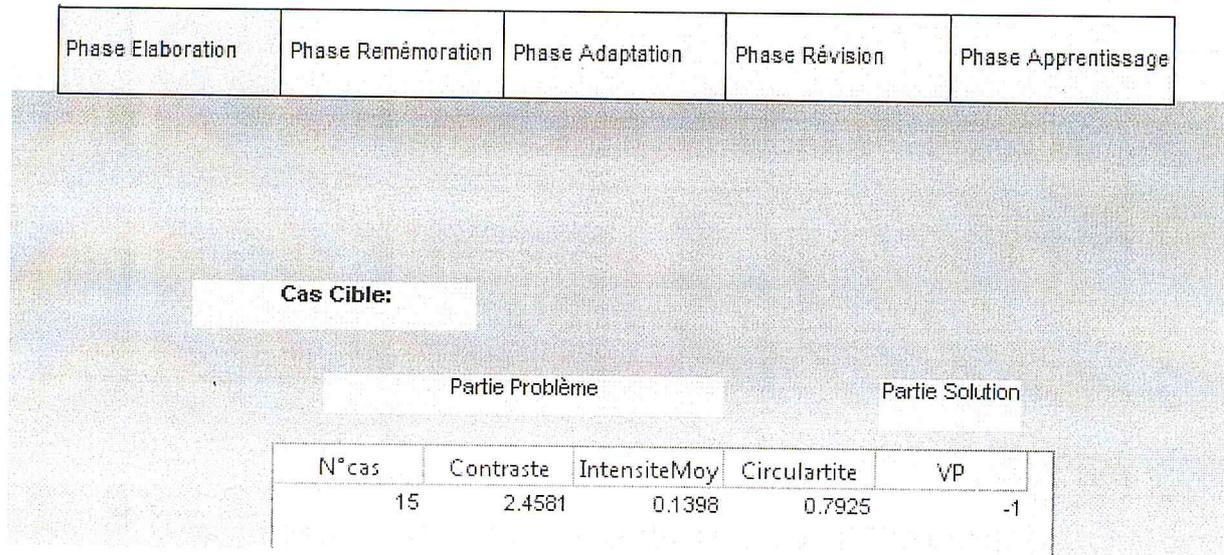
- 6) Un vecteur de caractéristiques est calculé pour chaque région. Les RDIs détectées sont repérées sur l'image par des étiquètes, une table contenant le vecteur de caractéristiques associé à chaque région est affiché.

#### 4.3.3.2. Phase classification par le RàPC

Basé sur l'analyse de trois caractéristiques (intensité moyenne, contraste, circularité), le système MicroCBR permet de classer les régions détectées dans l'une de ces deux classes : vrais positifs ou faux positifs, selon la base de cas construite.

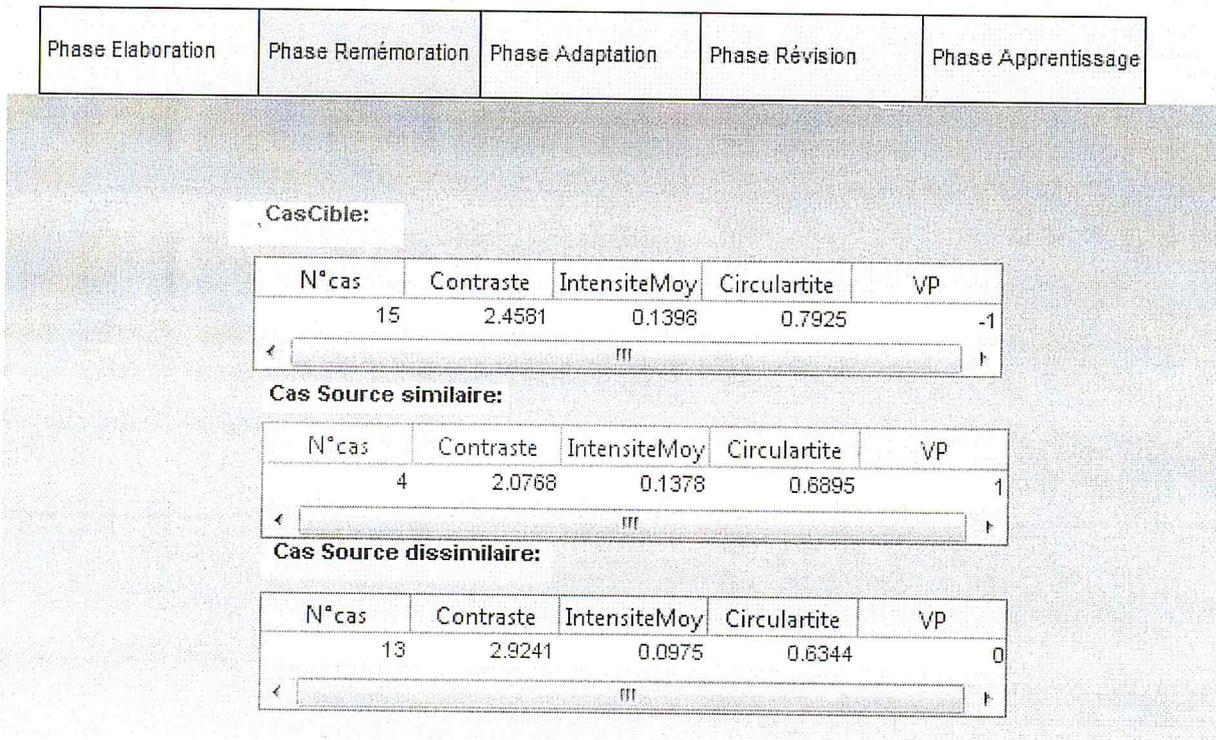
La région sélectionnée au niveau de la phase de recueil de données représentera le cas illustré dans les étapes du cycle du RàPC qui sont les suivantes :

- 7) Phase Elaboration : permet de structurer les informations de la région sélectionnée sous forme d'un cas.



**Figure 4.16. Phase Elaboration**

8) Phase Remémoration : permet de rechercher le cas le plus similaire ainsi le cas le plus dissimilaire.



**Figure 4.17 : Phase Remémoration**

9) Phase Adaptation : dans cette phase le degré de flou **VP**, degré d'appartenance à l'une des deux classes, est calculé par la formule (4.12). Si VP est supérieur ou égale 0.5, la région appartient à la classe des vrais positifs sinon elle appartient aux faux positifs.

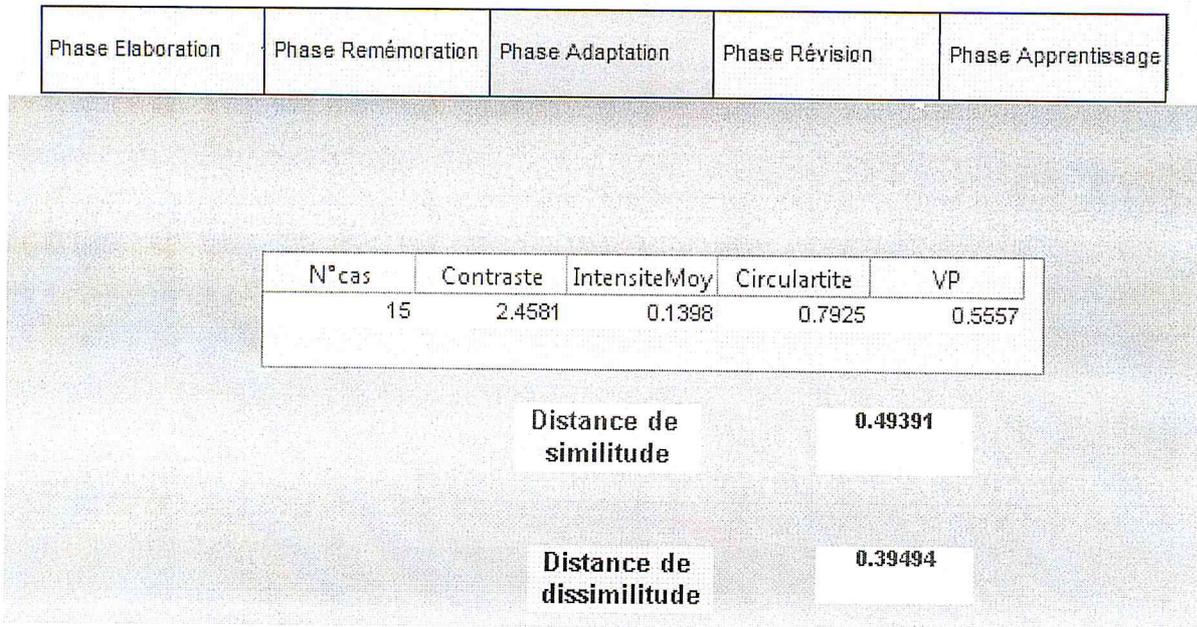


Figure 4.18 : Phase Adaptation

10) Phase Révision : permet de valider la solution.

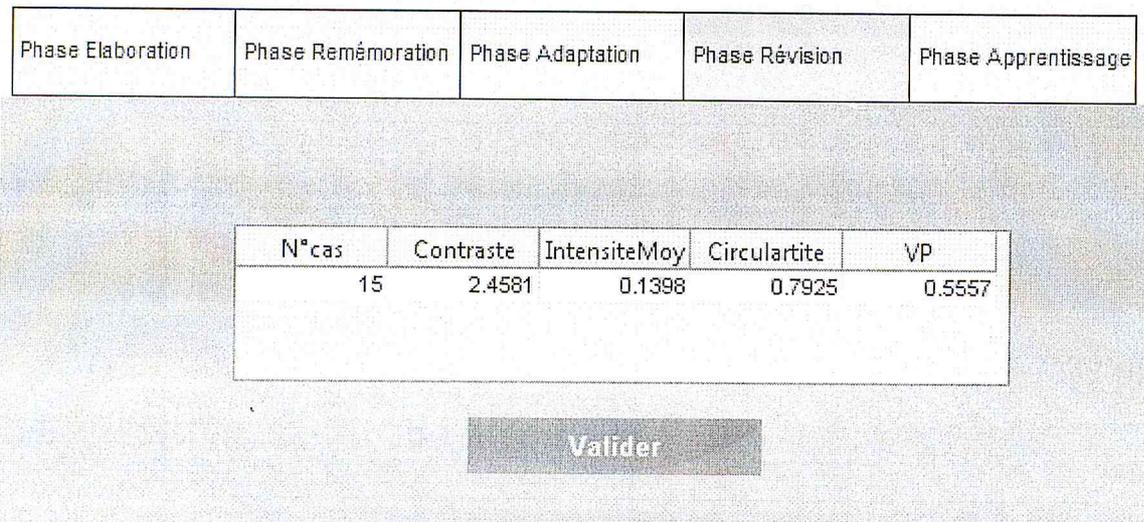


Figure 4.19 : Phase Révision

11) Phase Apprentissage : permet la mise à jour de la base de cas.

Phase Elaboration	Phase Remémoration	Phase Adaptation	Phase Révision	Phase Apprentissage										
<table border="1"> <thead> <tr> <th>N°cas</th> <th>Contraste</th> <th>IntensiteMoy</th> <th>Circularite</th> <th>VP</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>15</td> <td>2.4581</td> <td>0.1398</td> <td>0.7925</td> <td>0.5557</td> </tr> </tbody> </table>					N°cas	Contraste	IntensiteMoy	Circularite	VP	15	2.4581	0.1398	0.7925	0.5557
N°cas	Contraste	IntensiteMoy	Circularite	VP										
15	2.4581	0.1398	0.7925	0.5557										
<input type="button" value="Enregistrer"/>														

Figure 4.20 : Phase Apprentissage

#### 4.3.3.3. Phase diagnostic final

12) Dans cette phase le résultat final de la classification des microanévrismes candidats par le RàPC est affiché.

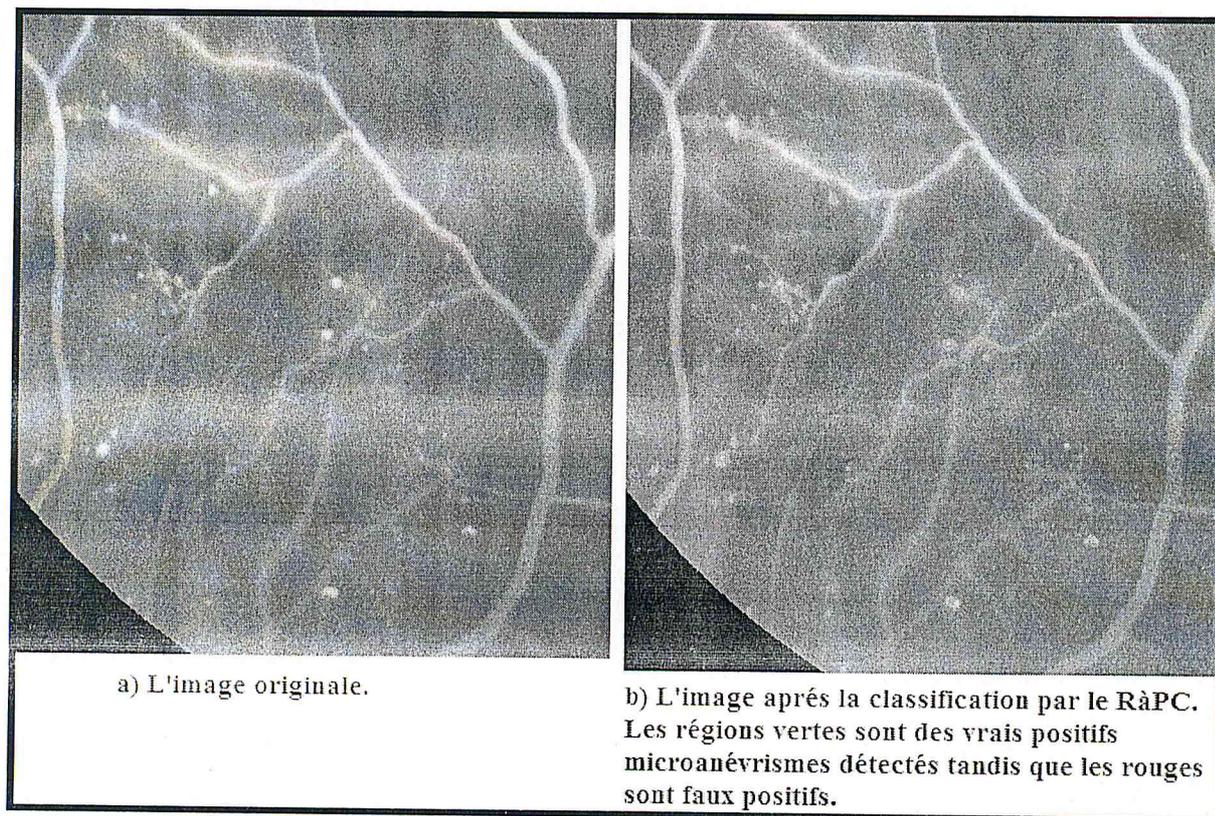


Figure 4.21 : Résultat Final

#### 4.4. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté le système développé, MicroCBR, que nous avons réalisé dans le but de la détection automatique des microanévrismes sur des images angiographiques rétiniennes. Nous avons décrit l'approche adoptée pour l'extraction d'informations pertinentes à partir de l'image angiographique rétinienne. Après avoir détecté les régions d'intérêt, nous avons réalisé une étape de classification par le RàPC. La classification par le RàPC en introduisant la logique de flou par l'estimation du degré de flou, qui correspond à un vrai micoranévrisme, fournit une méthode très robuste de classification par rapport aux méthodes standards.

# Conclusion générale

### Conclusion générale

Nous avons abordé dans ce travail, l'analyse d'images angiographiques rétiniennes par le raisonnement à partir de cas pour l'aide au diagnostic médical. Le raisonnement à base de cas (RàPC) est un outil qui permet de capitaliser les connaissances acquises dans une base de cas, afin d'émuler le comportement de l'ophtalmologiste. Le RàPC évite ainsi la perte des connaissances, en préservant toutes les expériences pertinentes nécessaires pour la prise de décision.

Les images médicales sont principalement destinées à l'observation humaine. Actuellement, elles sont analysées automatiquement par des systèmes intelligents assurant la surveillance et le suivi des maladies. L'analyse d'images rétiniennes par le RàPC doit traiter le problème de représentation d'informations extraites, dans une structure appropriée, à partir de l'image.

Nous avons proposé et réalisé une approche pour la détection automatique des microranévrismes. La **première étape** est l'étape de recueil de données. Elle consiste tout d'abord à améliorer l'image angiographique, altérée par les conditions d'acquisition, et qui se caractérise par un faible contraste. Un ensemble de traitements morphologiques permet par la suite l'élimination du réseau vasculaire. L'application du supremum d'ouvertures, a permis l'isolation de candidats susceptibles de représenter des microanévrismes. Ensuite, la segmentation de l'image a été réalisée par l'application d'un seuil automatique; l'algorithme de croissance de régions est appliqué afin de bien délimiter les régions obtenues (RDIs). Finalement, les caractéristiques de chaque RDI sont calculées. La **deuxième étape** de notre système, est la classification par le RàPC. La base de cas contient un ensemble de cas sources (ensemble d'apprentissage). Chaque cas source correspond à un candidat pour lequel le résultat de la classification est connu « *vrai positif* ou *faux positif* ». A partir de cet ensemble, une règle de classification est dérivée. Cette dernière est utilisée au niveau de la phase d'adaptation où un degré de flou est estimé pour le nouveau cas. Le degré de flou indique si le cas correspond à un microanévrisme (vrai positif).

L'approche proposée a été testée sur des données réelles. Les résultats obtenus sont jugés satisfaisants visuellement par les experts. Le système développé se prête à être intégré

---

Conclusion générale

dans des systèmes de télé médecine. Les photographies numérisées sont prises dans des centres de santé et télé transmis à des centres de lecture où elles seront interprétées par des méthodes d'analyse automatique. Cela permettra une réduction considérable de la charge de travail pour les spécialistes.

D'autres améliorations pourront être apportées à notre travail comme l'analyse d'image par le R&PC pour la détection d'autres structures pathologiques comme les exsudats, les hémorragies... etc.

# Bibliographie

- [1] R. Schmidt, S. Montani, R. Bellazzi, L. Portinale, L. Gierl, Cased-Based Reasoning for medical knowledge-based Systems, International Journal of Medical Informatics 64 p 355–367, 2001.
- [2] Le corps humain : Etude, structure et fonction, Brooker de boeck, 2 édition 2001.
- [3] Site de RETINA France, association française de patients, Website: <http://www.retina.fr/ret50-anatomie.html>, visité : mars 2011.
- [4] The Bioinformatics Oraganisation: La perception des couleurs par l'oeil: chapitre 1.L'œil. Website : <http://www.bioinformatics.org/oeil-couleur/dossier/anatomie.html>, visité : mars 2011, visité : mars 2011
- [5] Goupe Quantal, Website: <http://www.quantel-medical.fr/pathologies-retinopathie.php>, visité : mars 2011.
- [6] Organisation mondiale de la santé. Diabète sucré. Website : <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs138/fr/index.html> , visité : mars 2011.
- [7] La Fédération algérienne des associations des malades diabétiques (FAAD). Website : [http://www.moneddz.com/diabete\\_en\\_algerie.html](http://www.moneddz.com/diabete_en_algerie.html), visité : mars 2011.
- [8] P. Massin , M. Pâques, A. Gaudric. Retinopathie diabetique. Encyclopédie Med Chir (Elsevier, Paris), Endocrinologie-Nutrition, 10366-K-10, 1999, 11 p.
- [9] M.Z. Naili, Detection de structures rétiniennes à partir d'images angiographiques couleurs, mémoire d'ingénieur, université Saad Dahleb Blida, Laboratoire de traitement du signal de l'image 'LATSI', 2008.
- [10] P. Massin, Ali Erginay, Rétinopathie diabétique, Elsevier-Masson, 2 éd, 2010.
- [11] S. Belhadi, Analyse automatique des angiographies rétiniennes pour l'aide au diagnostic de la rétinopathie diabétique, Université de Saad Dahleb de Blida ( laboratoire LATSI), 2007.

- [12] L'Organisation pour la Prévention de la Cécité, La rétinopathie diabétique, Website : <http://www.opc.asso.fr/spip.php?article42>, visité : Avril 2011.
- [13] Conference Report: Screening for Diabetic Retinopathy in Europe 15 years after the St.Vincent declaration the Liverpool Declaration 2005. Website: <http://reseau-ophdiat.aphp.fr/Document/Doc/confliverpool.pdf#search=>, visité : Avril 2011.
- [14] B. Fuchs, J. Leiber, A. Mille, A. Napoli, Une première formalisation de la phase d'élaboration du raisonnement à partir de cas, 2006.
- [15] D. Cavallucci, F. Rousselot, J. Renaud, Comparaison de la Méthode de Conception Inventive (MCI) basée sur la TRIZ et de l'approche du Raisonnement à Partir de Cas (RàPC), LGECO-INSA Strasbourg, 2010.
- [16] L. Lamontagne, G. Lapalme, Raisonnement à base de cas textuel état de l'art et perspectives futures, Université de Montréal, 2002.
- [17] D.W. Aha, K. Moy Gupta, Causal Query Elaboration in Conversational Case-Based Reasoning, FL: AAAI Press, 2002.
- [18] A. Aamodt, E. Plaza; Case-Based Reasoning: Foundational Issues, Methodological Variations, and System Approaches. AI Communications. IOS Press, Vol. 7: 1, pp. 39-59, 1994.
- [19] A. Mille, From case-based reasoning to traces-based reasoning, Elsevier, 2006.
- [20] M. Rifqi, Constructing prototypes from large databases, LAFORIA-IBP, Université P. et M. Curie, 1996.
- [21] W. Wilke, R. Bergmann, Techniques and Knowledge used for Adaptation during Case-Based Problem Solving, 1998.
- [22] K.M. Haouchine, B. Chebel-morello, N. Zerhouni, Méthode de Suppression de Cas pour une Maintenance de Base de Cas, Laboratoire d'Automatique de Besançon, 2006.
- [23] M. Richter. Knowledge Containers, 1998.
- [24] A. Holt, I. Bichindaritz and R. Schmidt, Medical applications in case based reasoning, The Knowledge Engineering Review 20 (3) pp. 289-292, 2006.

- [25] M. Hana, A. Hijazi, F. Coenen, M. Garca-Finana, A. Elsayed1, V. Sluming, and Y. Zheng. Image Categorisation Using Time Series Case Based Reasoning.
- [26] J. Glasgow, I. Jurisica, Integration of Case-Based and Image-Based Reasoning, AAAI Technical Report WS-98-15, 1998.
- [27] P.Perner, Why Case-Based Reasoning is Attractive for Image Interpretation,
- [28] D.C. Wilson, D. O’Sullivan, Medical Imagery in Case-Based Reasoning, Petra Perner, Case-based Reasoning on Images and Signals, Springer, 2008.
- [29] P. Bonnet, cours de traitement d’image Filtre Médian, Université des sciences et technologie de Lille, <http://www-lagis.univ-lille1.fr/~bonnet/image/median.pdf>, visité : juin 2011.
- [30] T. Schouten, Segmentation contour based, Website: <http://www.cs.ru.nl/~ths/rt2/col/h7/7contourENG.html>, visité : juin 2011.
- [31] Segmentation par approche contours, Website : <http://titaude30.wordpress.com/2009/03/19/segmentation-par-approche-contours/>, visité : Mai 2011.
- [32] F. Boudierba, A. yahia, Analyse topologique des images mammographiques, mémoire d’ingénieur, Université Saad Dahleb Blida, 2009.
- [33] M. Nicols Passat, Contribution à la segmentation des réseaux vasculaires cérébraux obtenus en IRM. Intégration de connaissance anatomique pour le guidage d’outils de morphologie mathématique, Thèse de doctorat, L’université Louis Pasteur de Strasbourg – Ecole MSII, 2005.
- [34] B. Chetoui, H. Assad, Segmentation d’images angiographiques par la morphologie mathématique floue, mémoire d’ingénieur, L’université de Saad Dahleb Blida, 2009.
- [35] T. Walter, Application de la morphologie mathématique au diagnostic de la rétinopathie diabétique à partir d’images couleur, Thèse de doctorat, l’Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2003.
- [36] J.L. ROSE, Croissance de région variationnelle et contraintes géométriques tridimensionnelles pour la segmentation d’image, 2008.

[37] J. Godjevac, Idées nettes sur la logique floue, Presses polytechniques et universitaires romandes, Thèse de doctorat, 1999.

[38] A. Idri, Un modèle intelligent d'estimation des couts de développement de logiciels, Université du Québec à Montréal, Thèse de doctorat, 2003.